

# Der Einsatz von Data Mining und Machine Learning in der See-Ökosystem-Modellierung

Dissertation zur Erlangung des Doktorgrades  
der Fakultät für Geowissenschaften  
der Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von Marco Brey  
am 20. November 2012

Erstgutachter: Prof. Dr. Otfried Baume  
Zweitgutachter: Prof. Dr. Ralf Ludwig

Tag der mündlichen Prüfung: 22. April 2013

# Inhalt

<b>Abbildungen</b>	<b>III</b>
<b>Tabellen</b>	<b>VI</b>
<b>1 Einleitung und Zielstellung</b>	<b>1</b>
<b>2 Untersuchungsgebiet</b>	<b>3</b>
<b>3 Theoretische Grundlagen und Stand der Forschung</b>	<b>6</b>
3.1 See-Ökosysteme und ihre Modellierung unter dem Einfluss rezenter klimatischer Veränderungen . . . . .	6
3.2 Thermische Modellierung in der Limnologie . . . . .	10
<b>4 Daten und Methoden</b>	<b>15</b>
4.1 Messdatenbasis . . . . .	15
4.2 Klimaprojektion REMO-UBA: Szenarien und Daten . . . . .	17
4.3 Technische Methoden . . . . .	19
4.4 Statistische Methoden und Messmethoden . . . . .	20
<b>5 Ergebnisse</b>	<b>22</b>
5.1 Manuelle Voranalysen . . . . .	23
5.1.1 Räumliche Eindimensionalität des Modellansatzes . . . . .	23
5.1.2 Zusammenhänge zwischen Wassertemperatur und Lufttemperatur . .	26
5.2 Modellentwicklung . . . . .	35
5.2.1 Technische Umsetzung mit einer SQL-Datenbank und einem PHP-Skript-basierten Modell . . . . .	35
5.2.2 Machine-Learning-basierte Zeitreihenmodellierung durch Regressionsanalyse und Differentialrechnung . . . . .	38
5.2.3 Initiale Modellbildung auf Basis der Temperaturzusammenhänge von Luft und Wasser . . . . .	40
5.2.4 Optimierungsfunktion für das Luft-Wasser-Temperaturmodell . . . .	43
5.2.5 Manuelle Analysen und daraus resultierende Verbesserung der Optimierungsfunktion . . . . .	50
5.2.6 Finales Modell zur Berechnung der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee . . . . .	57
5.2.7 Möglichkeiten der Modellierung der Wassertemperaturen im Metalimnion und Hypolimnion sowie der Sauerstoffkonzentrationen . . . .	62
5.2.8 Analyse von Extremereignissen: Wind . . . . .	66

5.2.9	Analyse von Extremereignissen: Niederschlag . . . . .	71
5.2.10	Winterliche Schichtungsverhältnisse und Eisbedeckung im Ammersee	76
5.2.11	Nährstoffhaushalt und Phytoplankton . . . . .	83
5.2.12	Integration des Gesamtmodells . . . . .	101
5.3	Test der Übertragbarkeit des Wassertemperaturmodells auf Pilsensee und Wörthsee . . . . .	102
5.4	Anwendung der Modellierungssoftware auf das Ammersee-Einzugsgebiet zur Simulation der Entwicklung bis 2050 . . . . .	109
5.4.1	Modellierungsergebnisse der Wasseroberflächentemperatur im Am- mersee . . . . .	109
5.4.2	Modellierungsergebnisse des winterlichen Schichtungsverhaltens und der Eisbildung im Ammersee . . . . .	114
5.4.3	Modellierungsergebnisse des Stoffhaushalts und der Phytoplankton- produktion im Ammersee . . . . .	117
5.5	Verwendung des Hybrid-Modell-Ansatzes in der strategischen Planung . . .	120
<b>6</b>	<b>Diskussion</b>	<b>123</b>
6.1	Methodik der Generierung eines Hybrid-Ökosystemmodells . . . . .	123
6.2	Modellierung der zukünftigen Entwicklung des Ökosystems Ammersee . . .	125
<b>7</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>133</b>
	<b>Quellenverzeichnis</b>	<b>135</b>
	<b>Anhang: PHP-Quellcode des Wassertemperatur-Modells</b>	<b>150</b>



# Abbildungen

Abb. 1:	Kartendarstellung des Untersuchungsgebiets: Das Einzugsgebiet des Ammersees . . . . .	4
Abb. 2:	Lufttemperatur, Wasseroberflächentemperatur und theoretische maximale Globalstrahlung für einen See in Westgrönland . . . . .	13
Abb. 3:	Oberflächen- und Tiefenwassertemperaturen in Seen zu Zeitpunkten stabiler Schichtung in Abhängigkeit von der geographischen Breite . . . . .	14
Abb. 4:	Lage der Bezugsfläche der aus REMO-UBA extrahierten Lufttemperaturdaten sowie der DWD-Station Wielenbach zum Ammersee . . . . .	18
Abb. 5:	Geographische Einordnung der Ost-West-Profilmessungen im südlichen Ammersee . . . . .	24
Abb. 6:	Ost-West-Profile der Wassertemperatur im südlichen Ammersee am 4.9.2009 und am 20.11.2009 . . . . .	25
Abb. 7:	Maximale Abweichung der Wassertemperatur bei gleicher Messtiefe an 4 verschiedenen Messpunkten im Norden, Osten, Süden und Westen des Ammersees . . . . .	26
Abb. 8:	Lufttemperatur, Wasseroberflächentemperatur und theoretische maximale Globalstrahlung für den Ammersee . . . . .	27
Abb. 9:	Häufigkeitsverteilung der Differenz zwischen Tagesmaxima und Tagesminima der Lufttemperatur bei stündlichen und dreimal täglichen Messungen	28
Abb. 10:	Zeitreihe der täglichen Mittelwerte der Lufttemperatur und der Wasseroberflächentemperatur in täglicher Auflösung: Messwerte, deren erste Ableitung und zweite Ableitung . . . . .	31
Abb. 11:	Mit dem konstanten Faktor 5 multiplizierte erste Ableitung der Wasseroberflächentemperatur sowie erste Ableitung der Lufttemperatur . . . . .	33
Abb. 12:	Wasseroberflächentemperatur im Ammersee sowie tägliche Höchst- und Tiefsttemperaturwerte in Wielenbach . . . . .	34
Abb. 13:	Struktur der MySQL-Datenbank zur Verwaltung der verwendeten Messdaten aus dem Ammersee-Einzugsgebiet . . . . .	36
Abb. 14:	Abgewandelte MySQL-Tabelle zur Verwaltung der biologischen Messdaten aus dem Ammersee-Einzugsgebiet . . . . .	37
Abb. 15:	Dichte von luftfreiem Wasser bei 1013 hPa in Abhängigkeit von der Celsius-temperatur . . . . .	42
Abb. 16:	Abweichung der Simulationswerte für die Wasseroberflächentemperatur im Ammersee von den gemessenen Werten im 1. Kalibrierungslauf . . . . .	47
Abb. 17:	Abweichung der Simulationswerte für die Wasseroberflächentemperatur im Ammersee von den gemessenen Werten im 2. Kalibrierungslauf . . . . .	48

Abb. 18:	Durchschnittswerte und Maximalwerte der betragsmäßigen Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten der Wasseroberflächentemperatur pro Jahr vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion . . . . .	51
Abb. 19:	Medianwerte, Minimalwerte und Maximalwerte der Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten der Wasseroberflächentemperatur pro Jahr vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion .	52
Abb. 20:	Vergleich der Messwerte der Wasseroberflächentemperatur und der Simulationswerte vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion, Teil 1: 1992-2000 . . . . .	53
Abb. 21:	Vergleich der Messwerte der Wasseroberflächentemperatur und der Simulationswerte vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion, Teil 2: 2000-2007 . . . . .	54
Abb. 22:	Abweichungen der berechneten Werte von den gemessenen Werten im Zeitraum Januar-März 1994 bei einfacher sowie komplexer Optimierungsfunktion . . . . .	57
Abb. 23:	Abweichungen der berechneten Werte von den gemessenen Werten pro Monat, bei einfacher Optimierungsfunktion, komplexer Optimierungsfunktion und im finalen Modell . . . . .	59
Abb. 24:	Normalverteilungen der Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten in den Kalibrierungs- und Validierungszeiträumen . . . . .	60
Abb. 25:	Schematische Darstellung der Funktionsweise des finalen Modells zur sequentiellen Berechnung der Wasseroberflächentemperatur aus der Lufttemperatur mit für den Ammersee optimierten Modellparametern . . . .	61
Abb. 26:	Tiefenprofile der Wassertemperatur sowie der Sauerstoffsättigung im Ammersee am 3.7.1995 und 20.11.1995 . . . . .	63
Abb. 27:	Abhängigkeit der Durchmischungstiefe von der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee . . . . .	65
Abb. 28:	Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee vor und nach dem Orkan Vivian/Wiebke 1990 . . . . .	67
Abb. 29:	Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee vor und nach dem Orkan Lothar 1999 . . . . .	68
Abb. 30:	Stündliche Veränderung der Wassertemperaturen im Ammersee in 0m, 15m, 40m und 80m Tiefe sowie in Wielenbach gemessene Windstärken vom 9.-11. Februar 2009 . . . . .	69
Abb. 31:	Vergleich der gemessenen und modellierten Wasseroberflächentemperaturen im Ammersee im Februar 2009 . . . . .	70
Abb. 32:	Niederschlagsmessstationen des Deutschen Wetterdienstes in unmittelbarer Nähe des Ammersees . . . . .	72
Abb. 33:	Stündlicher Verlauf am 28.10.2008: Niederschlag in Utting sowie Wassertemperaturen im Ammersee . . . . .	73
Abb. 34:	Jährliche Niederschlagsmengen im Ammerseeumland in Abhängigkeit von Höhe über NN und geographischer Breite . . . . .	74

Abb. 35:	Räumliche Interpolation der Niederschlagsmessdaten von 8 Stationen im Ammerseeumland im Sommer 2009 . . . . .	75
Abb. 36:	Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee - kälteste gemessene Tageswerte pro Jahr 1993-2001 . . . . .	78
Abb. 37:	Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee - kälteste gemessene Tageswerte pro Jahr 2002-2010 . . . . .	79
Abb. 38:	Mittlere jährliche Konzentrationen von gelöstem reaktivem Phosphor, Nitrat und Ammonium im Ammersee bis zu einer Wassertiefe von 10 m .	84
Abb. 39:	Pandorina Morum: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	87
Abb. 40:	Asterionella formosa: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	88
Abb. 41:	Aulacoseira: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	89
Abb. 42:	Fragilaria crotonensis: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	90
Abb. 43:	Ceratium hirundinella: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	91
Abb. 44:	Dinobryon: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	92
Abb. 45:	Stephanodiscus: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	93
Abb. 46:	Planktothrix rubescens: Auftreten im Ammersee von 1997-2007 . . . . .	94
Abb. 47:	Kartenausschnitt Pilsensee, Wörthsee und nördlicher Teil des Ammersees	102
Abb. 48:	Einzelmessungen der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee und Abweichungen von den Messwerten im Pilsensee und Wörthsee . . . . .	104
Abb. 49:	Vergleich der über den Zeitraum von 1984 bis 2001 monatlich gemittelten Wasseroberflächentemperaturen in Ammersee, Pilsensee und Wörthsee .	105
Abb. 50:	Normalverteilungen der Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten bei den Testläufen für Pilsensee und Wörthsee im Vergleich zum finalen Modell für den Ammersee . . . . .	107
Abb. 51:	Monatlich aggregierte Lufttemperaturdaten der REMO-Szenarien B1,A1B und A2 für 2041-2050 eingebettet in einen Boxplot der Lufttemperaturen in Raisting/Wielenbach von 1992-2010 . . . . .	111
Abb. 52:	Wasseroberflächentemperatur im Ammersee, modelliert auf Basis von REMO-UBA-Daten der Lufttemperatur aus drei Szenarien - Vergleich der Mittelwerte im Zeitraum 2001-2010 mit 2041-2050 . . . . .	113
Abb. 53:	Strategische Planung: Verlauf der Zahlungseingänge im Geschäftsjahr mit zu erreichendem Zielwert für zwei Abteilungen . . . . .	120
Abb. 54:	Monatlich aggregierte Modellierungsergebnisse der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee 2041-2050 eingebettet in einen Boxplot der modellierten Werte im Zeitraum 1992-2010 . . . . .	127
Abb. 55:	Differenz der modellierten mittleren monatlichen Wassertemperaturdaten sowie der mittleren Lufttemperaturdaten, Vergleich des Zeitraums 2041-2050 (REMO-UBA) mit dem Zeitraum 1992-2010 (Messdaten) . . .	128

# Tabellen

Tab. 1:	Übersicht der verwendeten Daten . . . . .	16
Tab. 2:	Korrelationsmatrix der Lufttemperatur in Wielenbach sowie der Wassertemperaturen im Ammersee in verschiedenen Wassertiefen in täglicher Auflösung von August 2008 bis März 2009 . . . . .	29
Tab. 3:	Durchschnittliche Winterlufttemperatur in Raisting (ab 1999 Wielenbach) von Dezember bis Februar und erreichter Status der Herbstzirkulation/Winterstagnation im Ammersee von 1992-2010 . . . . .	81
Tab. 4:	Datenanalyse und Kategorisierung ausgewählter Phytoplankton- und Nährstoffkonzentrationen im Ammersee von 2000 bis 2007 sowie Zusammenhang mit der Wasseroberflächentemperatur . . . . .	98
Tab. 5:	Modellierung des Schichtungsverhaltens und der Ausbildung einer geschlossenen Eisdecke im Ammersee bis 2050 . . . . .	116
Tab. 6:	Association-Rule-basierte Modellierung ausgewählter Phytoplankton- und Nährstoffkonzentrationen im Ammersee bis 2050 in Abhängigkeit von modellierten Wasseroberflächentemperaturen . . . . .	118
Tab. 7:	Strategische Planung: Association-Rule-basierte Klassifikation von Abteilungen nach dem Erreichen definierter KPIs (Key Performance Indicators) . . . . .	121

# Danksagung

Mit der Fertigstellung meiner Dissertationsschrift möchte ich all denjenigen meinen Dank aussprechen, die mich während meines Forschungsvorhabens unterstützt haben.

Besonderer Dank gilt Herrn Professor Dr. Otfried Baume, der mich über mein gesamtes Promotionsverfahren hinweg engagiert betreut und gefördert hat. Die wissenschaftliche Assistententätigkeit am Lehrstuhl für Geographie und Landschaftsökologie der Ludwig-Maximilians-Universität München hat nicht nur meinen fachlichen und persönlichen Horizont erweitert, sie hat nicht zuletzt wegen der engen Zusammenarbeit im Kollegenkreis und dem Einblick in die universitäre Lehre auch viel Spaß gemacht. Daneben möchte ich Herrn Professor Dr. Ralf Ludwig für die Übernahme der Zweitgutachterschaft dieser Dissertation ganz herzlich danken.

Ein ebenso großer Dank gebührt Herrn Dr. Hans Jörg Heger und Herrn Ulrich Wöhl vom Chief Technology Office der Siemens AG, die mich während meiner Doktorandentätigkeit kontinuierlich gefördert und mit der Doktorandenstelle in ihrer Abteilung den Abschluss meiner Promotion ermöglicht haben.

Für die enge Zusammenarbeit, den regen Ideenaustausch und die gemeinsamen Geländetätigkeiten in allen Lebens- und Wetterlagen danke ich meiner ehemaligen Kollegin und „Leidensgenossin“ Frau Dr. Cornelia Rippl, mit der ich über all die Jahre nicht nur im übertragenen, sondern auch im wörtlichen Sinne immer im gleichen Boot saß.

Nicht zuletzt gilt auch den wissenschaftlichen Mitarbeitern des LAGO-Projektes sowie den Studenten und Absolventen mein Dank, die mit ihren Abschlussarbeiten bereits ein breites Fundament für die Untersuchungen am Ammersee geschaffen haben. Insbesondere die Teilnehmer der wöchentlichen Arbeitstreffen haben mit ihrem fachlichen und moralischen Beistand einen entscheidenden Beitrag zur Vollendung dieser Dissertation geleistet.

Über all dem steht die stetige und kompromisslose Unterstützung meiner Eltern, die mein Studium und meine Promotion damit erst möglich gemacht haben. Dafür danke ich euch von ganzem Herzen!

# Kapitel 1

## Einleitung und Zielstellung

Der rezente Klimawandel ist nicht nur ein intensiv beforschtes Gebiet, seine Auswirkungen sind auch Gegenstand einer intensiven öffentlichen Diskussion. Nicht zuletzt haben Effekte wie Klimaerwärmung, Meeresspiegelanstieg oder Verschiebung regionaler Niederschlagsmuster das Potential, die Lebensgrundlage der Menschheit weltweit zu beeinflussen. Mit dem 4. Sachstandsbericht des IPCC 2007 wurde der Klimawandel regional quantifiziert, der 2014 erscheinende 5. Sachstandsbericht wird weiterführende Erkenntnisse zu Klimaextrema liefern. Vor diesem globalen und regionalen Hintergrund stellt sich immer auch die Frage nach den lokalen Effekten des aufgezeigten Wandels: Wie werden sich Ökosysteme, Naturräume, Lebensbedingungen für einzelne Lebewesen konkret verändern? Diese kleinräumigen Auswirkungen des Klimawandels zu analysieren ist derzeit eine der Hauptaufgaben der geographischen Forschung.

Für die kleinskalige Modellierung der Folgen des Klimawandels stellen dabei zwei Faktoren eine besondere Herausforderung dar: Komplexität und Individualität. Am Beispiel von Ökosystemen lässt sich dies leicht nachvollziehen. So kann der aktuelle Zustand eines Ökosystems nur durch eine Vielzahl von Parametern beschrieben werden - Temperaturen, Stoffkonzentrationen, Individuenzahl von Lebewesen - und ebensoviele Faktoren beeinflussen es: Wetter, Klima, Emissionen, anthropogene Eingriffe. Diese Komplexität geht einher mit der Individualität einzelner voneinander abgetrennter oder interagierender Systeme, die dazu führt, dass Modelle angepasst, kalibriert oder sogar neu entwickelt werden müssen. Besonders die Modellierung von See-Ökosystemen bewegt sich in diesem Spannungsfeld: Seen besitzen in ihrer physischen Struktur und in ihren Interaktionen mit der Atmosphäre viele Gemeinsamkeiten, aber aufgrund ihrer räumlichen Abgeschlossenheit voneinander können sich in ihnen von Grund auf unterschiedliche Ökosysteme bilden. Dies stellt eine Herausforderung für die limnische Modellierung dar: zum einen sollen Modelle möglichst universell einsetzbar sein und für eine Vielzahl von Seen repräsentative Ergebnisse liefern, zum anderen sollen die individuellen Eigenheiten eines jeden Sees in den Modellen repräsentiert sein. Verstärkt wird diese Problematik durch einen Mangel an aussagekräftigen limnologischen Daten hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung.

In der vorliegenden Dissertation wird untersucht, wie man auf Basis von vorhandenem Wissen und verfügbaren Daten zu einem See-Ökosystem ein individualisiertes Modell entwickeln kann, das für die Simulation zukünftiger Entwicklungen geeignet ist. Dabei wird insbesondere analysiert, ob ein hybrides Modell, das induktive und deduktive Verfahren der Wissensfindung kombiniert, in der Lage ist, neue Erkenntnisse über die Entwicklung von See-Ökosystemen zu liefern. Dieser Ansatz verspricht spätestens seit der erhöhten Leistungsfähigkeit der nutzbaren Rechensysteme und der unter diesen Voraussetzungen entwickelten automatisierten empirischen Verfahren des Data Mining und Machine Learning neue Perspektiven, denn diese Techniken ermöglichen aus umfangreichen und mehrdimensionalen Daten die Generierung von Wissen, das mit manuellen Methoden nicht oder nur schwer erschließbar wäre.

Das beschriebene Modellgenerierungsverfahren wird in dieser Arbeit am Ökosystem Ammersee und seiner simulierten zukünftigen Entwicklung unter dem Einfluss des rezenten Klimawandels getestet und evaluiert. Dazu werden die vorhandenen Daten des Ökosystems und seiner Einflussfaktoren empirisch analysiert, daraus Regelhaftigkeiten abgeleitet und mit dem vorhandenen Wissen in einem Modell zusammengeführt. Mit diesem Modell wird unter Verwendung von regionalen Klimaprojektionsdaten die Entwicklung des Ökosystems Ammersee bis zum Jahr 2050 simuliert und die Ergebnisse diskutiert. Schließlich wird überprüft, welche Erkenntnisse sich aus der methodischen Untersuchung zur Modellbildung auch auf Fragestellungen aus anderen wissenschaftlichen Disziplinen übertragen lassen.

## Kapitel 2

# Untersuchungsgebiet

Räumlich konzentrieren sich die in dieser Dissertation vorgenommenen Untersuchungen auf den Ammersee, der mit seinem Einzugsgebiet im Voralpenland südwestlich von München in Abbildung 1 (S. 4) kartographisch dargestellt ist. Zum Ammersee wurden am Lehrstuhl für Geographie und Landschaftsökologie der Ludwig-Maximilians-Universität bereits in der Vergangenheit Forschungsarbeiten durchgeführt, einige davon unter dem Schirm des Forschungsprojektes LAGO („Limnologische Auswirkungen des Globalen Wandels“), aus dem auch diese Dissertation hervorging. Unter anderem wurde im Rahmen dieses Projektes auch eine automatisierte Wassertemperatur-Messstation im Ammersee betrieben, auf deren Daten zugegriffen werden konnte. Daneben konnte die Infrastruktur der Limnologischen Forschungsstation der Universität München in Wartaweil genutzt werden. Nach Beendigung des LAGO-Projektes im Jahr 2009 wurde die vorliegende Dissertation unter Beibehaltung des methodischen Schwerpunktes von der Siemens AG weitergefördert.

Beim Ammersee handelt es sich um einen Zungenbeckensee. Er wurde während der Würmeiszeit durch die erosiven Kräfte des Ammersee-Lobus geschaffen, der Teil des Isar-Loisach-Gletschers war (LIEDTKE & MARCINEK 2002). Nach Abschmelzen der Vergletscherung verblieb mit dem Hauptzufluss, der Ammer, und ihrer durchschnittlichen Schüttung von  $16.6 \text{ m}^3/\text{s}$  (RIPPL 2011), sowie der über die Isar zur Donau hin entwässernden Amper als einzigem Abfluss ein deutlich geringerer Einfluss erosiver Kräfte. Dies begründet die langsame Verlandungstendenz des Sees, der heute eine Oberfläche von  $47 \text{ km}^2$  und eine maximale Tiefe von  $81 \text{ m}$  aufweist. Damit ist er der drittgrößte See Bayerns nach dem Chiemsee und dem Starnberger See.

Im Vergleich zum  $15 \text{ km}$  östlich gelegenen Starnberger See, der eine theoretische Erneuerungszeit von 21 Jahren aufweist, ist die des Ammersees mit 2.7 Jahren deutlich kürzer. Dies führt dazu, dass sich Veränderungen etwa in der Nährstoffzufuhr im Ammersee mit geringerer zeitlicher Verzögerung unmittelbar auf den Stoffhaushalt des Sees auswirken können (LENHART 1987). Der Umgebungsfaktor, d.h. die Oberfläche des Sees im Verhältnis zur Fläche seines Einzugsgebietes, ist darüber hinaus beim Ammersee mit dem Wert 21 sehr hoch, verglichen etwa zum Umgebungsfaktor 5.6 des Starnberger Sees (RIPPL 2011). Das



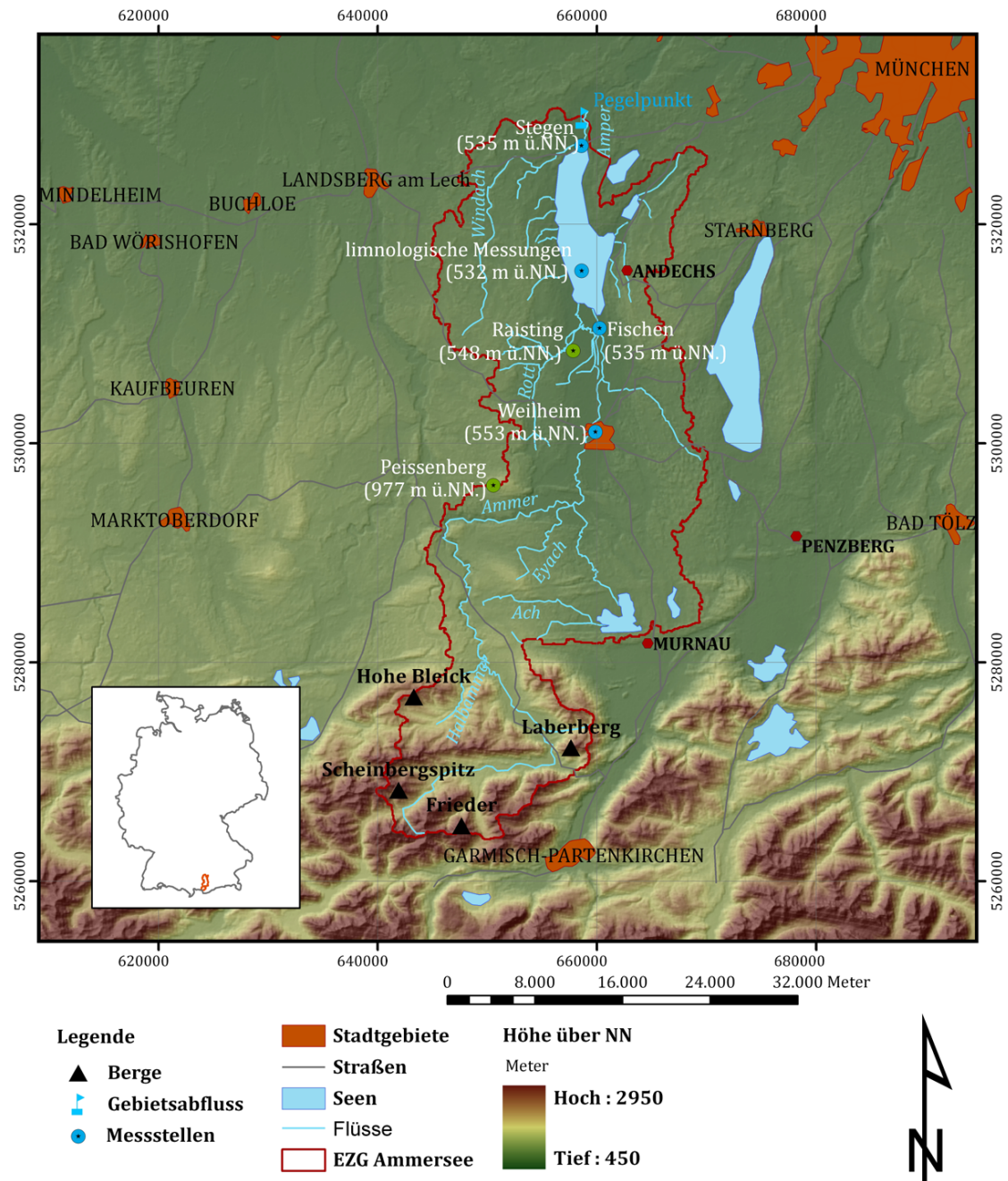


Abb. 1: Kartendarstellung des Untersuchungsgebiets: Das Einzugsgebiet des Ammersees (verändert nach RIPPL 2011, S. 33)

damit einhergehende im Verhältnis zur Seefläche größere Einzugsgebiet erhöht die potentiellen Stoffzufuhren durch die Zuflüsse im Vergleich zu anderen Seen, was unter anderem im 20. Jahrhundert durch eingeleitete Abwässer und den Einfluss eingeschwemmter phosphathaltiger Dünger zu einer Eutrophierung des Sees führte (LENHART 2000). Erst in den 80er- und 90er-Jahren konnte durch den Bau von Kläranlagen im Einzugsgebiet des Sees und deren technische Nachrüstung sowie durch eine umlaufende Ringkanalisation (LFU 2011) eine Re-Oligotrophierung des Ammersees eingeleitet werden. So wurde Mitte der 90er Jahre ein mesotropher Zustand erreicht (LENHART 2000). Heute verbleibt der See im Übergangsbereich vom mesotrophen zu einem oligotrophen Zustand (RINGLSTETTER unveröffentlicht).

Das thermische Verhalten des Ammersees wird als dimiktisch betrachtet (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005), d.h. es findet zwei Mal jährlich, im Frühjahr und im Herbst, eine Vollzirkulation des Sees statt, während sich im Sommer oberflächlich eine stabile Schichtung im Epilimnion, eine Sprungschicht im Metalimnion und ein deutlich kühleres Hypolimnion mit negativem Temperaturgradienten bis zum Seegrund, wo Temperaturen um  $4^{\circ}\text{C}$  (das Dichtemaximum des Wassers) herrschen, einstellt (LEWIS 1983). Während der Winterstagnation bildet sich ein umgekehrter Temperaturgradient und somit eine im Vergleich zu den sommerlichen Verhältnissen inverse Schichtung aus, mit minimalen Temperaturen  $< 4^{\circ}\text{C}$  an der Oberfläche und wiederum Temperaturen um das Dichtemaximum des Wassers am Seegrund (LEWIS 1983). Aktuelle Untersuchungen zeigen, dass die Ausprägungen der winterlichen Schichtung von Jahr zu Jahr sehr unterschiedlich sind: Während es in einzelnen Jahren zur Ausbildung einer stabilen inversen Schichtung und sogar einer geschlossenen Eisdecke kommt (BÜCHE unveröffentlicht), verbleibt der See in anderen Jahren den ganzen Winter über im Status der Vollzirkulation (RITTGER unveröffentlicht). Letzteres entspricht einem warm monomiktischen Verhalten nach LEWIS (1983), wie es etwa der Bodensee aufweist (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005).

Klimatisch befindet sich der Ammersee in der warmgemäßigten Zone Mitteleuropas, im Übergangsbereich vom maritimen Klima Westeuropas zum kontinentalen Klima Osteuropas (RIPPL 2011). Der Anstieg des Reliefs in Nord-Süd-Richtung zu den Alpen hin mit dem damit einhergehenden zunehmenden Niederschlägen prägt weiterhin die witterungsbedingten Einflüsse auf den Seekörper (LIEDTKE & MARCINEK 2002). Wie sich das Klima im Allgemeinen und die einzelnen Klimaelemente im Speziellen mit dem rezenten Klimawandel verändern und welche Auswirkungen diese Veränderungen auf den Ammersee haben, soll in Kapitel 5 dieser Dissertation ermittelt werden.

## Kapitel 3

# Theoretische Grundlagen und Stand der Forschung

Um die vorliegende Dissertation im aktuellen wissenschaftlichen Kontext betrachten zu können, wird zunächst in Kapitel 3.1 der Stand der Forschung zum aktuellen Klimawandel im Allgemeinen sowie zu seinen Auswirkungen auf See-Ökosysteme im Speziellen zusammengefasst. Außerdem werden die für wissenschaftliche Arbeiten verwendeten Modellierungsansätze zur Simulation und Beurteilung der zukünftigen Entwicklung von See-Ökosystemen dargestellt. Kapitel 3.2 greift die thermische Modellierung von Seen als Kernfragestellung heraus, beschreibt die theoretischen Grundlagen und stellt für die Wassertemperaturen Berechnungsmodelle unterschiedlicher Komplexität vor.

### 3.1 See-Ökosysteme und ihre Modellierung unter dem Einfluss rezenter klimatischer Veränderungen

Ein Klimawandel gilt für die zweite Hälfte des 20. Jahrhunderts als nachgewiesen (IPCC 2007). Im Alpenraum wird dabei die durchschnittliche Erwärmung als circa doppelt so hoch wie im globalen Mittel angesehen (BRUNETTI et al. 2009). Die Frage, wie sich die thermischen Verhältnisse in Seen und damit auch das gesamte Ökosystem See unter diesem Einfluss entwickeln, wurde weltweit intensiv beforscht (BATES et al. 2008, DOKULIL et al. 2010, ELO et al. 1998, HUPFER 2001). Dabei wurden sowohl kurzfristige (LIVINGSTONE & HARI 2008) als auch langfristige Auswirkungen auf den Wärmeinhalt großer Seen (DOKULIL et al. 2006, LORKE et al. 2004) nachgewiesen.

Als ein Indikator für Klimaerwärmungen wird eine Erhöhung der durchschnittlichen Wassertemperatur im Hypolimnion tiefer Seen betrachtet (LIVINGSTONE 1993, 1997). AMBROSETTI & BARBANTI (1999) sprechen hierbei vom „climatic memory“, also von einem klimatischen Gedächtnis des Sees, und beziehen sich dabei auf ihre Beobachtung eines weltweiten Anstieg der Hypolimniontemperaturen zwischen 1963 und 1998 aufgrund des Kli-

mawandels. DOKULIL et al. (2006) weisen zwischen 1985 und 2005 in zwölf europäischen Seen einen ansteigenden Trend in den Hypolimnion-Temperaturen nach. Eine typische Entwicklung ist hier die sogenannte „Sägezahnstruktur“ im mehrjährigen Verlauf der Hypolimniontemperaturen, also ein sich regelmäßig wiederholendes Muster von über mehrere Jahre hinweg ansteigenden und dann plötzlich abfallenden Temperaturen (LIVINGSTONE 1997). Dass eine Klimaerwärmung langfristig auch zu epilimnetischer Erwärmung in Seen führt, wurde von WILHELM et al. (2006) im Allgemeinen und von RIPPL et al. (2009) für den Ammersee im Speziellen nachgewiesen. Auch die Verschiebung der Thermokline in tiefere Seebereiche (SCHINDLER et al. 1996) und eine Vorverlegung der Frühjahrszirkulation um bis zu 20 Tage (WINDER & SCHINDLER 2004) wurden als Effekt klimatischer Erwärmung benannt.

Der Einfluss von Änderungen der atmosphärischen Zirkulation auf die Wasseroberflächentemperaturen in Seen wurde von GEORGE et al. (2010a) beschrieben, konkreter wurde der Einfluss der Nordatlantischen Oszillation über 80 Jahre hinweg für österreichische Seen nachgewiesen (LIVINGSTONE & DOKULIL 2001). LIVINGSTONE & PADISÁK (2007) weisen jedoch auf die Heterogenität ihrer Auswirkungen bei der Betrachtung verschiedener Seen in Mitteleuropa hin. Insbesondere warme Winter können mit Zirkulationsverhalten, winterlicher Schichtung sowie Eisbildung drei wichtige Faktoren beeinflussen. So wurde von MAGNUSON et al. (2000) zwischen 1846 und 1995 ein im Schnitt um 6 Tage späteres Zufrieren und ein um 6 Tage verfrühtes Auftauen sowohl bei Flüssen als auch bei Seen auf der gesamten Nordhalbkugel konstatiert, VAVRUS et al. (1996) modellieren die Einflüsse von Temperaturerhöhungen auf den Zeitpunkt der Eisbildung und Eisabschmelzung dreier Seen in Wisconsin, USA, und LIVINGSTONE (1999) stellt fest, dass die Dauer der Eisbedeckung des südlichen Baikalsees mit der Lufttemperatur in den Monaten Februar und Mai sowie der Nordatlantischen Oszillation (NAO) korreliert.

Während also die Auswirkungen einer Klimaerwärmung auf die thermischen Verhältnisse von Seen in einigen Klimaregionen bereits sehr konkret beziffert werden können, stellen in Mitteleuropa Prognosen der zukünftigen Entwicklung eine Herausforderung an die Forschung dar. Der Ammersee kann hierfür als beispielhaft gelten, da bereits im gesamten 20. Jahrhundert etwa das Zufrieren des Sees sehr unregelmäßigen Mustern folgte, eine geschlossene Eisdecke sogar oftmals nur in Abständen von 10 Jahren oder mehr, zum Teil aber auch mehrere Jahre hintereinander gehäuft auftrat (BÜCHE unveröffentlicht). Deshalb sind mittel- bis langfristige Veränderungen in den thermischen Verhältnissen des Ammersees sowohl schwierig zu detektieren als auch für die Zukunft zu prognostizieren (RIPPL 2011).

Der rezente Klimawandel äußert sich nicht nur in einer Änderung meteorologischer Parameter wie Lufttemperatur oder Niederschlag im Mittel, sondern auch in einem Anstieg der Häufigkeit und der Amplitude von Extremwetterereignissen (IPCC 2007, BENISTON et al. 2007, EASTERLING et al. 2000, FIELD et al. 2012). Deshalb ist auch dieser Aspekt in der Untersuchung limnischer Ökosysteme zu berücksichtigen. So können etwa Starkwetterereignisse eine vollständige Durchmischung eines Sees verursachen und so den Stoffhaushalt und die thermischen Verhältnisse nachhaltig beeinflussen (AMBROSETTI & BARBANTI

1999). Zu einzelnen klimatischen Extremereignissen wurden bereits detaillierte Analysen der messbaren Effekte in Seeökosystemen publiziert. So führte der „Jahrhundertsommer“ von 2003 im Zürichsee und im Greifensee (Schweiz) zu einer höheren Schichtungsstabilität im Epilimnion und damit einhergehend zu einem Sauerstoffmangel im Hypolimnion (JANKOWSKI et al. 2006). Im extrem warmen Winterhalbjahr 2006/2007 stellten STRAILE et al. (2010) fest, dass im Bodensee keine komplette Durchmischung mehr stattfand, was Auswirkungen auf die Schichtungsstabilität und die Phosphor-Mischungsverhältnisse zeigte. Im selben Winter traten im Zürichsee und im Greifensee in der Schweiz die höchsten mittleren Wassertemperaturen und Schichtungsstabilitäten ein, die jemals gemessen wurden; Zirkulationsverhalten sowie Sauerstoffverteilung zeigten dagegen nur im tieferen Zürichsee Abweichungen von den in anderen Jahren gemessenen Werten. Daraus wird geschlossen, dass nur wenige sehr tiefe Seen in ihrem winterlichen Zirkulations- und Schichtungsverhalten durch eine Klimaerwärmung betroffen sein werden (REMPFER et al. 2010). Die Auswirkungen des drei Jahre später folgenden extrem kalten Winters von 2009/2010 (CATTIAUX et al. 2010) auf Seeökosysteme müssen noch untersucht werden.

Weitere Extremereignisse, die im Untersuchungszeitraum im Alpenvorland auftraten, werden in dieser Dissertation analysiert und deren Auswirkungen auf den Ammersee untersucht. Neben einer rein statistischen Betrachtung der aufgezeichneten meteorologischen Messwerte gehören dazu auch markante und bereits in wissenschaftlichen Publikationen berücksichtigte Einzelereignisse wie die Orkane Vivian/Wiebke 1990, Lothar 1999 und Kyrill 2007 (FINK et al. 2009), das Pfingsthochwasser 1999 (LFW 2003) oder die Starkniederschläge im August 2002 (DWD 2002).

Für den Stoffhaushalt, den Trophiegrad und die Lebewesen in einem See können klimatische Veränderungen sowohl direkte Auswirkungen haben, so z.B. punktuelle Extremereignisse, die den Zustand des Ökosystems akut verändern, als auch indirekte Auswirkungen, wie etwa ein sich langfristig wandelndes Zirkulationsverhalten. So wurde von VETTER & SOUSA (2012) die rezente Entwicklung des Nährstoffhaushalts des Ammersees betrachtet und mit klimatischen Veränderungen in Bezug gesetzt, wobei eine Erhöhung des Trophiegrads konstatiert wurde. Zuvor war in den 1990er-Jahren ein Re-Oligotrophierungstrend nach der anthropogenen Eutrophierung des Ammersees ab Mitte des 20. Jahrhunderts belegt worden (LENHART 2000). Als Folge davon wurden mehrmals hohe Konzentrationen der toxischen Phytoplanktonart *Planktothrix rubescens* gemessen (ERNST et al. 2009). HUBER et al. (2008) stellen die Komplexität der Interaktionen einer Klimaerwärmung und gleichzeitigen Phosphorreduzierung mit der Phytoplanktonpopulation im Müggelsee dar, ADRIAN et al. (1995) beobachteten grundlegend veränderte Planktonabundanzen in einem hypertrophen See nach mehreren extrem milden Wintern und sukzessive früher einsetzender sommerlicher Stagnation. Die durch den Klimawandel induzierten Änderungen im Stoffhaushalt und in der Planktonpopulation variieren im Allgemeinen von See zu See stark (MALMAEUS et al. 2006). Es existieren seit den 1980er Jahren empirische Modelle, die zumindest den Stoffhaushalt ausgehend von einer breiten Messdatenbasis eines Vergleichszeitraums im See modellieren können (JØRGENSEN 2010), so etwa die Ansätze von JENSEN et al. (2006) für die Entwicklung der Phosphor-Konzentrationen. Auch in das prozessbasierte Modell

MyLake von SALORANTA & ANDERSEN (2007) ist die Phosphor-Dynamik sowie eine einfache Gesamtphytoplanktonkonzentration im See integriert, jeweils gekoppelt an das zentrale thermodynamische Modell.

Die Komplexität und Individualität der Reaktionen und Verschiebungen in einem Ökosystem unter dem direkten und indirekten Einfluss des Klimawandels stellt jedoch für die Modellierung zukünftiger Ereignisse nach wie vor ein Problem dar. Gleichzeitig entwickelt sich unter dem Einfluss immer leistungstärkerer Computer und cloudbasierter Rechnerarchitekturen mächtige automatische Wissensfindungs-Algorithmen, die als *Data Mining* zusammengefasst werden können (HAN et al. 2012), bis hin zur künstlichen Intelligenz. Nach anfangs nur punktuell Einsatz für dezidierte Spezialfälle halten diese Techniken nun auch in den Geowissenschaften Einzug. So werden vermehrt auch Data-Mining-Methoden in der Ökosystemmodellierung eingesetzt, um aus Daten zu aktuellen oder vergangenen Ereignissen computergestützt und automatisiert Regelmäßigkeiten zu erkennen, zu verifizieren und in ein Modell zu integrieren (DEBELJAK & DŽEROSKI 2009). Neben autonomen Analyseverfahren werden hierbei auch maschinellen Lernverfahren große Bedeutung beigemessen, bei denen Wissen über ablaufende Prozesse bereits im Modell vordefiniert wird (DŽEROSKI et al. 1997). Dass Data-Mining- und Machine-Learning-Verfahren insbesondere bei komplexen Fragestellungen wie der Untersuchung und Modellierung von Phytoplanktonpopulationen durch ihren mächtigen automatisierten Methodenkanon deduktiven Ansätzen überlegen sein können, behaupten bereits BOBBIN & RECKNAGEL (2001), die im Ergebnis von „grey box“-Modellen sprechen.

Das Vorgehen, Data-Mining-Techniken mit auf Wissen basierten Modellteilen zu kombinieren, hat sich insbesondere für Phytoplankton-Modelle bewährt: CHEN & MYNETT (2003) bestimmen die Biomasseproduktion in einem eutrophen See in China mit einem Fuzzy-Logic-Modell, das Data-Mining-Ansätze mit einem Expertensystem verknüpft. ATANASOVA et al. (2006) koppeln ebenfalls eine automatische Modellgenerierungssoftware mit Hintergrundwissen über das Ökosystem, um das Nahrungsnetz im Bleder See in Slowenien zu rekonstruieren. Der Zustand eines langfristig sinnvolle Werte liefernden Modells konnte jedoch nicht erreicht werden, erst eine Verkürzung der analysierten und modellierten Zeiträume führte zu befriedigenden Ergebnissen. Die Anwendung desselben Ansatzes für einen See in Dänemark führte in einem weiteren zweijährigen Test mit täglicher Datenauflösung zu guten Ergebnissen (ATANASOVA et al. 2008). Insgesamt wird die Notwendigkeit der Integration verschiedenartiger Modellierungsansätze für Ökosysteme und ihre Teilsysteme gesehen (MOOIJ et al. 2010), wobei ein ganzheitlicher Kombinationsansatz in Form von echten Hybrid-Modellen gefordert wird (KRASNOPOLSKY et al. 2006, TODOROVSKI & DŽEROSKI 2006).

Dieser Grundsatz wurde auch in der vorliegenden Dissertation verfolgt. So wurde das Expertenwissen über die thermischen Prozesse in Seen, das im folgenden Kapitel 3.2 zusammengefasst ist, als Grundlage und Hintergrundwissen für die Entwicklung eines Machine-Learning-basierten Ansatzes zur thermischen Modellierung in einem See verwendet. Dieser Modellbestandteil wurde mit einer Data-Mining-basierten Modellkomponente

zum Phytoplankton- und Nährstoffhaushalt sowie mit einem empirischen Teilmodell zu den winterlichen Zirkulationsverhältnissen gekoppelt.

## 3.2 Thermische Modellierung in der Limnologie

Die in Seen ablaufenden hydrothermischen Prozesse sind ein intensiv beforschtes Thema. Die Prozesse, die die Energieübertragung und -speicherung sowie die Mischungsprozesse in Wasserkörpern steuern, können durch physikalische Gleichungen exakt beschrieben und damit in mechanischen Modellen abgebildet werden. Gleichzeitig liegen seit Mitte des 20. Jahrhunderts zahlreiche Ergebnisse empirischer Untersuchungen vor, die eine Datenbasis zur Beschreibung der wichtigsten limnologischen Prozesse, zur Typisierung von Seen nach ihrem Mischungsverhalten im Jahresverlauf sowie zur Veränderung des thermischen Verhaltens von Seen über Jahre und Dekaden hinweg liefern.

Während meteorologische Messdaten weltweit seit vielen Jahrzehnten in hoher zeitlicher Auflösung zur Verfügung stehen, wurde bis heute jedoch kein engmaschiges Messnetz limnologischer Daten etabliert. Infolgedessen versucht man, das thermische Verhalten von Seen mit Hilfe von Modellen zu beschreiben, die meteorologische Größen als Eingabeparameter verwenden, da diese Daten weithin in dichter räumlicher und zeitlicher Auflösung vorliegen. Zur Modellierung der thermischen Prozesse und des Energiehaushalts wird hierbei meist auf mechanische Modelle zurückgegriffen, die die ablaufenden Prozesse anhand von physikalischen Gleichungen nachbilden. Je nach zeitlicher und räumlicher Auflösung sowie statistischem Fehler der modellierten Daten brauchen die Modelle unterschiedlich viele meteorologische Datensätze als Input.

Zur Begrenzung des Rechenaufwands und der informatischen Komplexität der Modelle wird oftmals versucht, die räumliche Komponente der Modelle auf ein Mindestmaß zu reduzieren. Dabei wird in vielen Modellen davon ausgegangen, dass zur Beschreibung der Mischungsprozesse und zur Bestimmung von Wassertemperaturen und ihren Veränderungen ein eindimensionaler Ansatz ausreicht, bei dem pro Wassertiefe genau ein Wert errechnet wird, der dann für den gesamten horizontalen Ausschnitt des bathymetrischen Profils gilt. Dieser Ansatz trifft auch für die Modellen DYRESM und FLAKE zu, die bereits in Forschungsvorhaben zum Ammersee eingesetzt wurden (HAMILTON & SCHLADOW 1997, RIPPL 2011). Für eine Modellierung in täglicher Auflösung werden hierzu in der Regel als Eingabedaten Lufttemperatur, Dampfdruck, Windgeschwindigkeit, Globalstrahlung, Bedeckung und Niederschlag (STEFAN et al. 1998, EDINGER et al. 1968) benötigt, da diese Faktoren die Gleichungen der im See ablaufenden hydrothermischen Prozesse bestimmen. Allgemeiner formulieren HENDERSON & SELLERS (1986), dass in den Eingabedaten die kurzwellige wie langwellige Strahlung sowie die Evaporation und die Wärmeenergieflüsse abgebildet sein müssen; hierzu seien mindestens Daten der Lufttemperatur sowie des Bewölkungsgrades notwendig. Zusätzlich beeinflussen als weitere Faktoren das bathymetrische Profil des Seekörpers, Zufluss- und Abflussmengen, Dichteschichtung und Windschub den Mischungsprozess, wobei die beiden letzteren anhand des initialen Messprofils sowie

der modellierten Daten und der meteorologischen Eingabeparameter berechnet werden können und somit keine zusätzlichen Daten erfordern (PATTERSON et al. 1984). Modelle, die anhand physikalischer Gleichungen unter Verwendung meteorologischer Parameter die Wassertemperaturen und Schichtungsverhältnisse in Seen bestimmen, werden seit den 1980er-Jahren entwickelt und eingesetzt (HONDZO & STEFAN 1993, ARHONDITSIS et al. 2004, PETERS et al. 2002).

Wenn jedoch nicht alle genannten meteorologischen Daten für den gesamten Modellierungszeitraum zur Verfügung stehen, können die genannten Modelle nur eingeschränkt eingesetzt werden; stattdessen bietet sich die Anwendung weniger komplexer und exakt abbildender Modelle an. Hierbei kann etwa die zeitliche Auflösung verringert werden (Simulation monatlicher Mittelwerte anstatt täglicher Werte) (ROBERTSON & RAGOTZKIE 1990), aber auch die vertikale Wassertiefenstaffelung abstrahiert werden (Simulation von Mittelwerten für Epilimnion, Metalimnion und Hypolimnion anstatt Auflösung nach einzelnen Zentimetern oder Metern Wassertiefe, so z.B. im Modell FLAKE (RIPPL 2011)). Auch mit dem Einsatz empirischer Modelle kann die Komplexität und die Anzahl der Eingabeparameter reduziert werden, da hier je nach gewünschter Auflösung und statistischer Genauigkeit des Modells nur diejenigen Parameter in die Modellrechnung eingehen, die das Modellierungsergebnis im betrachteten Analysezeitraum tatsächlich beeinflussen. Oftmals kann so eine spezifische Fragestellung bereits mit wenigen Eingangsparametern befriedigend modelliert werden. Dass die Lufttemperatur aufgrund ihrer starken Korrelation mit der Wasseroberflächentemperatur als dominanter Einflussfaktor für Wassertemperaturmodelle gesehen werden kann, wies bereits MCCOMBIE (1959) nach. Konkret konnten für zwei Phasen im Jahresverlauf unterschiedliche lineare Korrelationen nachgewiesen werden: August bis November, sowie Mai bis Juli (MCCOMBIE 1959, Übertragung auf den Ammersee von RIPPL 2011).

SHARMA et al. (2008) untersuchen empirische Modelle, mit denen die maximale Wasseroberflächentemperatur von Seen pro Jahr modelliert werden kann, da diesem Wert von den Autoren genügend Aussagekraft für den Einfluss einer Klimaerwärmung auf Wärmeinhalt und Schichtungsstabilität zugesprochen wird und deshalb keine kleindimensionale Modellierung vorgenommen werden müsse. Beim Test für mehr als 2000 Seen konnte mit einem multiplen Regressionsmodell allein unter Verwendung der mittleren Lufttemperatur im Juli und der mittleren jährlichen Lufttemperatur 77% der jährlichen Variationen erklärt werden (SHARMA et al. 2008). MATUSZEK & SHUTER (1996) entwickelten für 14 Seen in Ontario/Kanada individuelle empirische Modelle zur Berechnung der Wassertemperaturen im litoralen Bereich aus den Lufttemperaturen in täglicher Auflösung für die eisfreien Zeiten. Zur Modellgenerierung werden mindestens 15-20 Messwerte der Wassertemperatur in einem Jahr benötigt; um das Modell für mehrjährige Simulationen zu verwenden, kann das Modell durch die Eingabe exakter Tage für den Beginn und das Ende der eisfreien Zeit verbessert werden. Das Modell verwendet quadratische Gleichungen sowie statistische Korrelationskoeffizienten, die Modellierung ergibt mit Ausnahme der Jahre mit ausgeprägtem Einfluss des El-Niño-Phänomens gute Ergebnisse (MATUSZEK & SHUTER 1996).

Inbesondere für spezifische und eng abgegrenzte limnologische Fragestellungen können



empirische Modelle gute Ergebnisse liefern. DEMERS (1993) modelliert etwa das Datum, zu dem die Frühjahrszirkulation in Seen abgeschlossen ist, allein aus der mittleren jährlichen Lufttemperatur. Das Regressionsmodell lässt sich durch zwei weitere Eingabeparameter, der Seeoberfläche sowie dem Verhältnis der Seetiefe zur Oberfläche, weiter verbessern (DEMERS 1993). Ein ähnliches Regressionsmodell zur Modellierung des Endzeitpunkts der Herbstzirkulation aus der mittleren Hypolimniontemperatur im Sommer wurde von NÜRNBERG (1988) generiert; zusätzliche Eingabeparameter, die das Modell verbessern, sind hier die mittlere Seetiefe sowie die geographische Breite. CAHILL et al. (2005) verwenden zur Modellierung der Frühjahrszirkulation zusätzlich den Parameter DOC (Dissolved Organic Carbon), der jedoch zuerst chemisch-analytisch bestimmt werden muss. Eine näherungsweise Bestimmung der Wasseroberflächentemperatur im Jahresverlauf mithilfe einer empirisch justierten Sinuskurve führen SHUTER et al. (1983) durch.

Die Performanz empirischer und mechanischer Modelle steht in engem Zusammenhang mit der zeitlichen und räumlichen Auflösung sowie der Qualität und Quantität der verfügbaren Daten. Bei einer Reduktion von täglicher auf monatliche Auflösung können etwa bereits mit einem empirischen Modell sehr ähnliche Ergebnisse im Vergleich zu mechanischen Modellen erzielt werden. ROBERTSON & RAGOTZKIE (1990) stellen die Modellierungsergebnisse des mechanischen Modells DYRESM und eines statistischen Regressionsmodells am Beispiel des Lake Mendota (Wisconsin, USA) gegenüber. Für das Regressionsmodell wurden meteorologische Daten und Wassertemperaturdaten für die Monate April bis Oktober untersucht und für jeden Monat jeweils separate Regressionsgleichungen bestimmt, mit denen die Epilimniontemperatur (Wassertiefen von 0-7 m), die Hypolimniontemperatur (14-18 m) sowie die Lage der Thermokline errechnet werden können. Dabei reichen zur Berechnung der Epilimniontemperaturen in monatlicher Auflösung für alle betrachteten Monate die monatlichen Durchschnitts-, Maximum- und Minimum-Werte der Lufttemperatur aus. Lediglich die Gleichung für den Monat Juli benötigt zusätzlich den Bedeckungsgrad. Zur Berechnung der Hypolimniontemperaturen werden je nach Monat zusätzliche Parameter benötigt: Im April der Tag des kompletten Abschmelzens der Eisdecke, im Mai die durchschnittliche Windgeschwindigkeit sowie im Juni und Juli die maximale tägliche Windgeschwindigkeit. Die beiden unterschiedlichen Modellierungsansätze haben bei dieser Studie zu sehr ähnlichen Ergebnissen geführt (ROBERTSON & RAGOTZKIE 1990). Dies bestätigt nicht nur die These der Autoren zum Verhalten der Wassertemperaturen bei klimatischen Veränderungen, sondern auch die Vermutung, dass empirische Modelle die Wassertemperaturen unter bestimmten Voraussetzungen ebenso gut zu simulieren vermögen wie mechanische Modelle.

Reduziert man die Fragestellung weiter auf eine Modellierung nur der Wasseroberflächentemperaturen (unter Beibehaltung der täglichen Auflösung der modellierten Daten), so kann mit einem durchschnittlichen Fehler von weniger als 1.0 K die Berechnung bereits allein unter Einbeziehung der Lufttemperatur, der Seegröße und der rein rechnerisch aus der geographischen Breite bestimmten theoretischen maximalen Globalstrahlung erfolgen, wie KETTLE et al. (2004) für Seen in Grönland nachwiesen. KETTLE et al. (2004) stellen die Lufttemperaturen, die Oberflächenwassertemperaturen sowie die theoretische maxima-

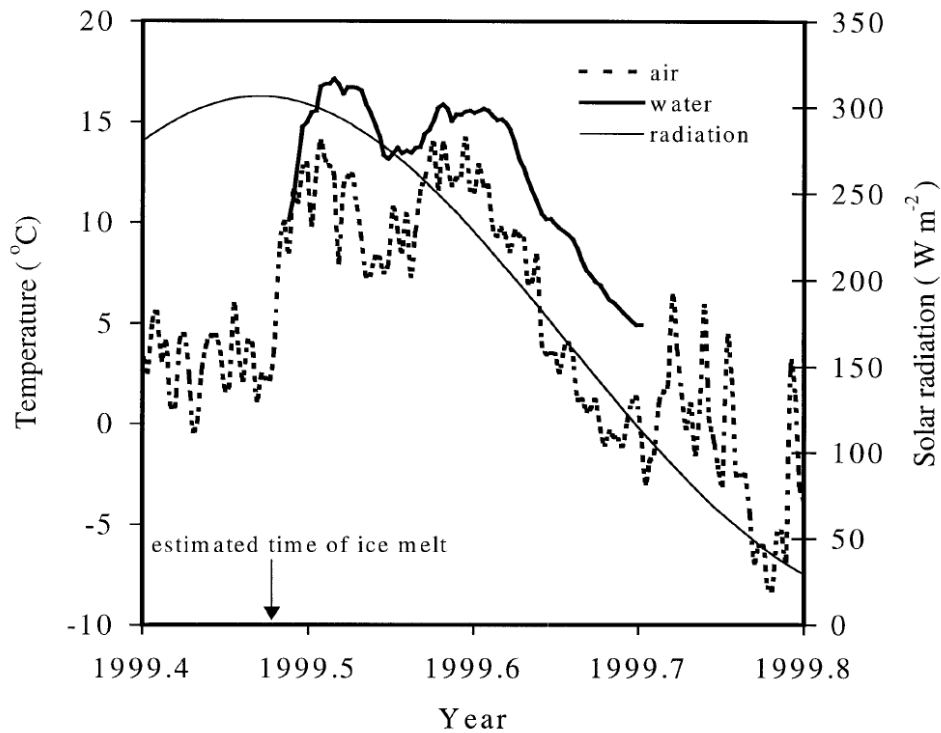


Abb. 2: Lufttemperatur, Wasseroberflächentemperatur und theoretische maximale Globalstrahlung für einen See in Westgrönland (KETTLE et al. 2004, S. 274)

le Globalstrahlung für die jeweilige geographische Breite für 15 Seen in Grönland gegenüber und argumentieren, dass die statistischen Zusammenhänge so stark sind, dass der Verlauf der Wasseroberflächentemperaturen allein durch die beiden verbleibenden Parameter sowie den Parameter Seeoberfläche modelliert werden kann. Der Zusammenhang von Lufttemperatur und Wassertemperatur sowie der starke Einfluss des Parameters Globalstrahlung ist im Diagramm in Abbildung 2 visualisiert. Da die theoretische maximale Globalstrahlung (*Theoretical clear-sky solar radiation*) im Modell rein rechnerisch bestimmt wird, ist die Lufttemperatur der einzige Parameter, der in Form von Messwerten oder modellierten Werten dem Modell übergeben werden muss.

Betrachtet man die thermischen Verhältnisse von Seen in den Tropen, so wird auch hier von einem größeren Einfluss der Globalstrahlung gegenüber der Lufttemperatur ausgegangen. So wird in den inneren Tropen, wo die Amplitude der Lufttemperatur im Jahresgang gering ist und damit nicht als Antriebsmechanismus oder als statistisch korrelierbare Größe für thermodynamische Prozesse im See dienen kann, die Globalstrahlung als primärer Auslöser für Zirkulations- und Stratifikationsprozesse in Seen angesehen, da sie aufgrund saisonal unterschiedlicher Luftfeuchtigkeit und Wolkenbedeckung stärker variiert (LEWIS 1987). Insgesamt besteht bei Seen in den inneren Tropen eine geringere Schichtungsstabilität und ein im Jahresverlauf durchgehend niedrigerer Temperaturgradient zwischen der Wasseroberfläche und den tieferen Wasserschichten als bei Seen anderer Klimazonen (Abb. 3, S. 14), was eine präzise Modellierung der thermodynamischen Prozesse mithilfe empirischer Modelle erschwert.

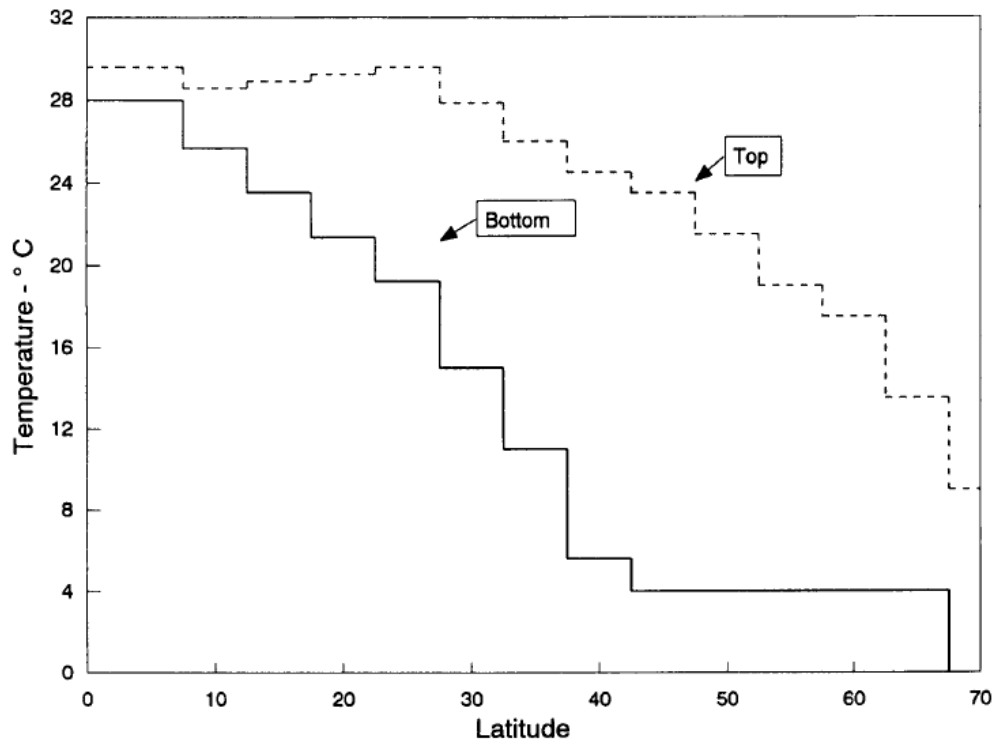


Abb. 3: Oberflächen- und Tiefenwassertemperaturen in Seen zu Zeitpunkten stabiler Schichtung in Abhängigkeit von der geographischen Breite (LEWIS 1996, S. 48)

Es stellt sich die Frage, ob für die Modellierung der Wasseroberflächentemperatur von Seen in der gemäßigten Zone die Globalstrahlung ebenfalls in die Berechnung mitaufgenommen werden muss oder ob diese auch mit der Lufttemperatur als einzigem Eingangsfaktor vorgenommen werden kann. LIVINGSTONE & LOTTER (1999) bezeichnen eine Modellierung der Wasseroberflächentemperaturen allein aus den Lufttemperaturen als grundsätzlich möglich, geben aber an, dass dieser Ansatz nur für die Juli- und Augusttemperaturen verwendet werden sollte. Ob die Methode auch bei ganzjähriger Modellierung zu guten Ergebnissen führen kann, wird in der vorliegenden Dissertation untersucht.

# Kapitel 4

## Daten und Methoden

In diesem Kapitel werden zunächst die für die Analyse des Seeökosystem-Zustands und die Modellentwicklung verwendeten Messdaten dargestellt (Kapitel 4.1), bevor die zur Simulation der zukünftigen Entwicklung eingesetzten Klimaprojektionsdaten beschrieben werden (Kapitel 4.2). Die Kapitel 4.3 und 4.4 fassen die technischen sowie statistischen Methoden zusammen, die in der vorliegenden Dissertation angewandt wurden.

### 4.1 Messdatenbasis

Zur Untersuchung des Ökosystems Ammersee und für die Generierung eines empirischen Modells zur Simulation ausgewählter aussagekräftiger Ökosystem-Parameter über einen längeren Zeitraum wurden zahlreiche meteorologische und limnologische Daten benötigt, die in Tabelle 1 (S. 16) in der Übersicht zusammengestellt sind.

Für die systematische Betrachtung der Temperatur- und Schichtungsverhältnisse im Ammersee wurden Tiefenprofildaten des Wasserwirtschaftsamtes Weilheim verwendet, das die Wassertemperaturen von 1984 bis 2010 in regelmäßigen Abständen oberhalb der tiefsten Stelle des Ammersees gemessen hat. In denselben Messkampagnen wurden auch Wasserproben in verschiedenen Seetiefen genommen, in denen die Konzentrationen ausgewählter chemischer Parameter laboranalytisch bestimmt wurde. Aus diesen limnochemischen Messdaten wurden die Phosphat-, Nitrat- und Ammoniumkonzentrationen sowie die Sauerstoffsättigung ausgewertet.

Zusätzliche stündliche Tiefenprofilmessungen der Wassertemperatur wurden an derselben Stelle im Ammersee durch eine automatische Messstation im Projekt LAGO in den Jahren 2008 und 2009 aufgezeichnet. Diese Daten wurden ebenfalls für Auswertungen herangezogen, ebenso wie im Rahmen des LAGO-Projektes mit einer Temperatur- und Sauerstoffsonde durchgeführte Messungen an verschiedenen Stellen im Ammersee. Für die Erprobung des entwickelten Wassertemperatur-Modelles wurden ferner Tiefenprofilmessdaten der Wasser-

Parameter	Messstandort	Datenquelle	Zeitraum	Messfrequenz
Wassertemperatur (Tiefenprofile)	Ammersee (tiefste Stelle)	Wasserwirtschaftsamt Weilheim	13.8.1984- 22.11.2010	1-2x monatlich
Wassertemperatur (Tiefenprofile)	Pilsensee (tiefste Stelle)	Wasserwirtschaftsamt Weilheim	5.5.1981- 12.9.2001	6x jährlich
Wassertemperatur (Tiefenprofile)	Wörthsee (tiefste Stelle)	Wasserwirtschaftsamt Weilheim	20.4.1982- 12.12.2001	6x jährlich
Wassertemperatur (Tiefenprofile)	Ammersee (tiefste Stelle)	LAGO-Projekt (Messstation)	23.8.2008- 28.2.2009	1x stündlich
Wassertemperatur (Tiefenprofile, Querprofile)	Ammersee (versch. Stellen)	LAGO-Projekt (Handmessungen)	27.8.2009- 21.11.2009	9 Messungen
Lufttemperatur (2m Höhe)	Raisting	Deutscher Wetterdienst	1.11.1986- 31.1.1999	3x täglich
Lufttemperatur (2m Höhe)	Wielenbach (Demollstr.)	Deutscher Wetterdienst	1.2.1999- 30.9.2010	3x täglich
Lufttemperatur (2m Höhe)	Diessen	private Wetterstation	30.1.2004- 30.9.2008	1x stündlich aggregiert
Windstärke (in Beaufort)	Wielenbach (Demollstr.)	Deutscher Wetterdienst	1.2.1999- 30.9.2010	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Wielenbach (Demollstr.)	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Diessen- Dettenschwang	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Utting- Achselschwang	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Moorenweis- Grunertshofen	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Gilching	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Andechs-Erling	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Hohenpeissenberg	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Niederschlag (Summe in mm)	Wessobrunn-Puitl	Deutscher Wetterdienst	1.8.2008- 31.7.2009	3x täglich
Limnochemische Parameter (Nitrat, Phosphat, Sauerstoff, Ammonium)	Ammersee (tiefste Stelle)	Wasserwirtschaftsamt Weilheim	13.8.1984- 22.11.2010	1-2x monatlich
Limnobiologische Parameter (Phytoplanktonarten in Häufigkeitsklassen)	Ammersee (tiefste Stelle)	Wasserwirtschaftsamt Weilheim	11.3.1997- 8.10.2007	1x monatlich

Tab. 1: Übersicht der verwendeten Daten (eigene Darstellung)

temperatur im Pilsensee und Wörthsee verwendet, die vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim zur Verfügung gestellt wurden.

Der wichtigste verwendete meteorologische Parameter, die Lufttemperatur, wurde von der Messstation Raisting des Deutschen Wetterdienstes (DWD) übernommen, die mit ihrer Position 4 *km* südlich des Ammersees die nächstgelegene Wetterstation zum See darstellte. Die Station wurde am 1.2.1999 in das 3 *km* weiter südlich auf gleicher Meereshöhe befindliche Wielenbach verlegt. In beiden Stationen wurden drei Mal täglich Messdaten aufgezeichnet. Die in 5-Minuten-Abständen gemessenen Lufttemperaturdaten einer privaten Messstation in Dießen wurden ferner, zu stündlichen Durchschnittswerten aggregiert, für einzelne zeitlich höher aufgelöste Auswertungen herangezogen.

Zur Beurteilung des Windeinflusses auf den Ammersee wurden in Beaufort gemessene Windstärke-Daten der DWD-Stationen Raisting und Wielenbach verwendet. Aufgrund ihrer örtlichen Nähe zum Ammersee und ihrer nur wenige Meter über dem Seespiegel liegenden Meereshöhe stellen sie die einzigen Windmessdaten dar, die auch für die Verhältnisse über dem Seekörper als aussagekräftig angesehen werden können.

Um die Einflüsse der Niederschläge auf den Seekörper sowie deren Variabilität im Ammersee-Umland beurteilen zu können, wurden für den Vergleichszeitraum eines Jahres Daten von acht Messstationen des Deutschen Wetterdienstes betrachtet: Wielenbach, Dießen-Dettenschwang, Utting-Achselschwang, Moorenweis-Grunertshofen, Gilching, Andechs-Erling, Wessobrunn-Puitl und Hohenpeißenberg. Die Lage der Messorte ist in der Karte in Abbildung 32 (S. 72) eingezeichnet.

## 4.2 Klimaprojektion REMO-UBA: Szenarien und Daten

Um das im Rahmen dieser Dissertation entwickelte Modell für die Simulation der zukünftigen Entwicklung des Ökosystems Ammersee einsetzen zu können, wurden Lufttemperaturdaten für den Zeitraum bis 2050 benötigt. Diese Daten wurden aus dem Regionalen Klimamodell REMO-UBA entnommen, das vom Deutschen Umweltbundesamt 2005 veröffentlicht wurde und dessen Daten der wissenschaftlichen Gemeinschaft kostenfrei zur Verfügung stehen. Das Modell REMO-UBA wird von einem globalen Zirkulationsmodell angetrieben, bezieht aber zusätzlich kleinräumige Informationen zur Beschaffenheit der Oberfläche (Landnutzung, Orographie) mit ein. Resultat sind für den Raum Deutschland-Österreich-Schweiz in einem 10 *km* · 10 *km*-Gitter zeitlich und räumlich hochaufgelöste Klimadaten (KEUP-THIEL et al. 2010). Die für die Modellierung im Raum Ammersee ausgewählte REMO-Gitterbox ist in der Karte in Abbildung 4 (S. 18) dargestellt.

Das Modell REMO-UBA wurde ab 2009 im Anschlussprojekt REMO-BFG weiterentwickelt, um insbesondere für extremwertstatistische Untersuchungen bessere Grundlagen zu liefern (NILSON et al. 2009). Als weiterer Schwachpunkt von REMO-UBA gelten die gelieferten Niederschlagsdaten, die in einigen Regionen zu hoch liegen (KEUP-THIEL et al.

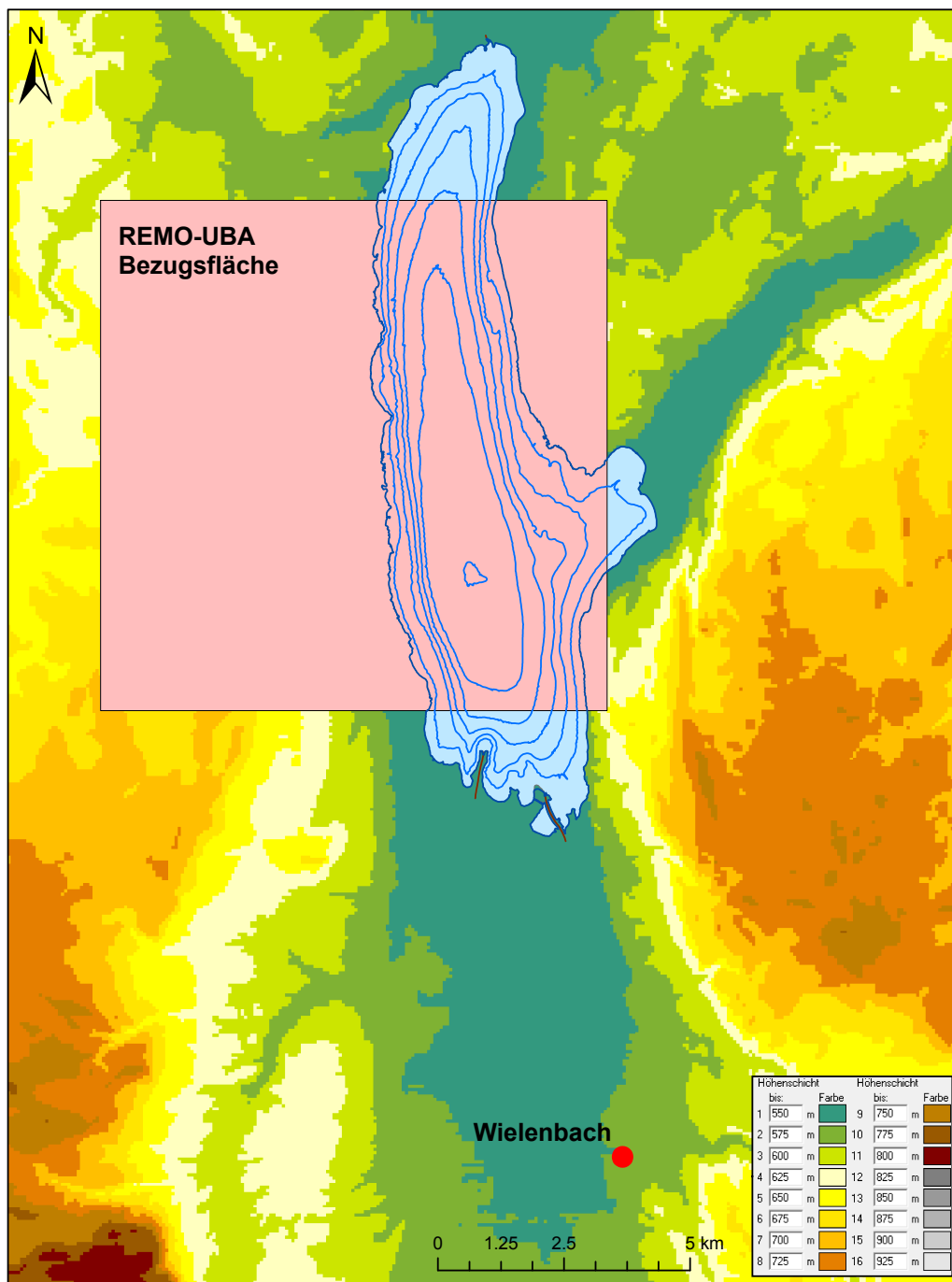


Abb. 4: Lage der Bezugsfläche der aus REMO-UBA extrahierten Lufttemperaturdaten sowie der DWD-Station Wielenbach zum Ammersee (eigene Darstellung, Datenquelle: Top50-Viewer der Bayerischen Vermessungsverwaltung (Höhenschichtung), Echolotmessung des Wasserwirtschaftsams Weilheim (Bathymetrie))

2010). In der wissenschaftlichen Literatur wird zur Kompensation systematischer Abweichungen der Modelldaten, insbesondere bei Verschiebungen der statistischen Mittelwerte eines modellierten Datensatzes im Vergleich zu realen Daten, eine Bias-Korrektur anhand mathematischer Funktionen vorgeschlagen (MUDELSEE et al. 2010). Die Lufttemperaturdaten werden jedoch für das REMO-UBA-Modellgebiet im Gesamtniveau als realistisch eingeschätzt (KEUP-THIEL et al. 2010). In einzelnen Regionen weichen allerdings die monatlichen Mittelwerte um bis zu 2 K ab, wie JACOB et al. (2008) etwa für die Einzugsgebiete von Elbe und Rhein konstatieren.

Für diese Dissertation wurden die REMO-UBA-Daten ohne Bias-Korrektur verwendet, es wurden jedoch die im Vergleich zu den Messdaten detektierten Abweichungen der simulierten Daten dokumentiert. Grund für diese Entscheidung ist, dass der methodische Aspekt der empirischen Modellgenerierung im Vordergrund dieser Dissertation steht und daher die Nachvollziehbarkeit der Modellierungsergebnisse in eventuellen Folgestudien wichtiger erscheint als eine möglichst exakte Anpassung der Klimaprojektionsdaten. Deshalb wurden die REMO-UBA-Daten der Lufttemperatur (2 m über dem Grund) unverändert ins generierte Modell eingebracht.

Um die Variabilität der Modellierungsergebnisse in Abhängigkeit vom Eintreten eines der SRES-Szenarien (IPCC 2007) auswerten zu können, wurden die REMO-UBA Daten für den Zeitraum von 2001 bis 2050 für die drei Szenarien B1, A1B und A2 für die Modellierung extrahiert. Damit kann eine große Bandbreite möglicher zukünftiger Entwicklungen betrachtet werden: Das B1-Szenario stellt mit einer „besten Schätzung“ einer durchschnittlichen globalen Erwärmung von 1.8 K im Zeitraum zwischen 1980-1999 und 2090-2099 dar, während im A2-Szenario mit 3.4 K Erwärmung im selben Zeitraum die größte Erwärmungstendenz vorhergesehen wird; das Szenario A1B stellt mit 2.8 K Temperaturerhöhung einen Mittelweg dar (IPCC 2007).

### 4.3 Technische Methoden

In den Forschungsvorhaben am Lehrstuhl für Geographie und Landschaftsökologie der Ludwig-Maximilians-Universität München wurden zur Modellierung der thermischen Verhältnisse im Ammersee die Modelle DYRESM und FLAKE verwendet (RIPPL 2011, VETTER unveröffentlicht). Die Datenlage bestimmter meteorologischer Messwerte wie Globalstrahlung und Windgeschwindigkeit, die als Eingangsparameter zur Kalibrierung und zum Antrieb der Modelle benötigt werden, gestaltete sich jedoch schwierig, und insbesondere im zeitlichen Verlauf der Modellierung wurde eine Fehlerverstärkung beobachtet (RIPPL 2011). Deshalb wurde als Fokus der vorliegenden Dissertation die Entwicklung eines neuen Modells gewählt. Ziel war dabei, ein Modell zu entwickeln, das unter Verringerung der Modellskalierung auf Basis der vorliegenden nutzbaren Daten Voraussagen für die zukünftige Entwicklung ermöglicht. Hierfür wurde ein empirischer Ansatz gewählt, bei dem auch Techniken der informatischen Disziplin des Data Mining und Machine Learning zum Einsatz kommen sollten. Der methodische Hintergrund dieser Arbeit sowie die Definition



der verwendeten Techniken fußen dabei auf dem Standardwerk von HAN (2012). Für die thermische Modellierung konnte die Technik des *Supervised Learning* eingesetzt werden. Hierbei werden Trainingsdaten (hier: gemessene Daten) verwendet, um eine vorgegebene Modellstruktur (mit Variablen und konfigurierbaren Parametern) so zu optimieren, dass am Ende die modellierten Daten optimal mit den Trainingsdaten übereinstimmen. Für die Modellierung des Stoffhaushalts und der Phytoplanktonpopulationen wurde die Technik des *Association Rule Mining* benutzt, wobei automatisch nach Regelmäßigkeiten für das gemeinsame Auftreten von bestimmten Arten und/oder Stoffkonzentrationen gesucht wird (HAN 2012).

Das generierte und in dieser Dissertation beschriebene Modell wurde in der Skriptsprache PHP programmiert. Ein Apache-Webserver erlaubt dabei die Verknüpfung mit einer MySQL-Datenbank. Das Modell kann somit auf einem echten Webserver (unter Zugriffsschutz) von einer ganzen Gruppe von Projektmitarbeitern gleichzeitig genutzt werden, es kann aber auch unter Verwendung einer XAMPP-Umgebung unter lokaler Simulation eines Webserver in Einzelplatznutzung eingesetzt werden (zur detaillierten technischen Umsetzung s. Kapitel 5.2.1). Gesteuert wird das Modell plattformunabhängig komplett über den Webbrowser, die Bildschirmausgabe ist im HTML-Format. Programmiert und getestet wurde das Modell in der PHP-Version 5.3.5, zur automatischen Erzeugung grafischer Auswertung wurde die GD Library verwendet. Alle Modellbestandteile wurden somit mit Open-Source-Tools erstellt.

## 4.4 Statistische Methoden und Messmethoden

Bei den in Kapitel 4.1 beschriebenen Daten handelt es sich im statistischen Sinn um Zeitreihen, d.h. einer zeitlich geordneten Abfolge von Datenpunkten, von denen jeder einzelne einem genauen Punkt auf der Zeitachse zugeordnet werden kann. Der Großteil der Daten aus dem Untersuchungsgebiet, die in kleinerer als jährlicher Auflösung vorliegen, ist saisonal geprägt, sie folgen also jährlich wiederkehrenden Mustern. In der Konsequenz können Aussagen über Trends und zukünftige Entwicklungen nur in Horizonten von mehreren Jahren getroffen werden, der Verlauf innerhalb eines Jahres ist den alljährlichen saisonalen Schwankungen unterworfen. Um Trends über mehrere Jahre hinweg zu bestimmen, werden statistische Mittelwerte gebildet, deren Verlauf über den betrachteten Zeitraum verfolgt werden kann. Die Entwicklung von einem Datenpunkt zum nächsten wird durch die mathematische erste Ableitung  $f'$  beschrieben. Die Ableitung  $t'$  der Zeitreihe  $t$  mit insgesamt  $n$  Datenpunkten zum Zeitpunkt  $i$  (mit  $1 \leq i \leq n$ ) wurde dazu wie folgt definiert:

$$t'_i = t_i - t_{i-1} \quad (4.1)$$

Zum Auffinden extremer Veränderungen wird diese differentiale Betrachtung um die zweite mathematische Ableitung  $f''$  erweitert, die für dieselbe Zeitreihe  $t$  am Zeitpunkt  $i$  analog definiert wird als:

$$t''_i = t'_{i+1} - t'_i \quad (4.2)$$

Eigene Messungen von Temperatur-Tiefenprofilen wurden im Ammersee mit einer CellOx-Messsonde der Firma WTW durchgeführt, die Messgenauigkeit des Geräts ist mit  $\pm 0.2 \text{ K}$  angegeben. Daneben wurden die Daten der automatischen Messstation des Projektes LA-GO verwendet, die Temperaturmesswerte aus 16 Tiefenstufen des Ammersees lieferte. In der Messstation waren Temperatursensoren aus der Reihe T107 der Firma Campbell Scientific verbaut, im vorliegenden Einsatzszenario kann ebenfalls von einer Genauigkeit von  $\pm 0.2 \text{ K}$  ausgegangen werden (RIPPL unveröffentlicht). Neben diesen eigenen Messungen wurden Daten aus externen Quellen, des Wasserwirtschaftsamts Weilheim sowie des Deutschen Wetterdienstes, zurückgegriffen (s. Tabelle 1, S. 16).

# Kapitel 5

## Ergebnisse

Ziel des hier beschriebenen Forschungsvorhabens war es, eine Modellierungssoftware für Seeökosysteme zu generieren, mit der aus empirischen Analysen der aktuell ablaufenden Prozesse Regelmäßigkeiten abgeleitet und die sich daraus ergebenden zukünftigen Entwicklungen modelliert werden können. Hierzu wurden wissensbasierte Systeme, also einer Repräsentation bereits bekannter und modellierbarer Parameter und Zusammenhänge, und empirischer Methoden gleichsam angewandt und in einem Hybrid-Ökosystemmodell zusammengeführt. Als empirische Methoden wurden dabei sowohl manuelle Analysen anhand statistischer Verfahren als auch automatisierte Techniken des *Data Mining* eingesetzt, darunter sowohl überwachte Verfahren wie *Machine Learning* als auch vollautomatische Verfahren wie *Association Rule Mining*.

Dieser komplementäre Ansatz ist aus mehreren Gründen sinnvoll. So können etwa Data-Mining-Algorithmen effizienter und zielführender eingesetzt werden, wenn ihnen das Wissen über wichtige bereits bekannte Rahmenbedingungen vor der Datenanalyse bereits zur Verfügung steht. Betrachtet man beispielsweise Prozesse, die mit der Thermodynamik des Wassers eng verknüpft sind, so können bessere Ergebnisse erzielt werden, wenn der Gefrierpunkt bei  $0^{\circ}\text{C}$  und der insbesondere bei limnischen Prozessen wichtige Punkt maximaler Dichte des Wassers bei  $4^{\circ}\text{C}$  bereits als natürliche Grenzen ins Modell eingegeben werden, bei deren Überschreitung sich Prozesse mit großer Wahrscheinlichkeit ändern. Andererseits gibt es komplexe und schlecht strukturierte Datenmatrizen mit Zeitbezug, deren manuelle statistische Analyse keine verwertbaren Resultate erzielt. Hierzu gehören beispielsweise die Phytoplanktonkonzentrationen im Ammersee. Solche Daten können per Data Mining untersucht und mit anderen bekannten oder modellierbaren Faktoren, die den Zustand des Ökosystems beschreiben, in Relation gesetzt werden. Die Gesamtheit der mit unterschiedlichen Verfahren extrahierten Regelmäßigkeiten können dann in einem gemeinsamen hybriden Modell integriert werden. Mit diesem Modell kann schließlich die zukünftige Entwicklung des Ökosystems unter dem Einfluss veränderter klimatischer Bedingungen, wie sie in verschiedenen Klimaprojektionen in Form von regional unterschiedlich fein aufgelösten Daten abgebildet werden, simuliert werden.

## 5.1 Manuelle Voranalysen

Um im ersten Schritt des Modelldesigns eine funktionierende Logik zur Berechnung der Wassertemperatur in einem See ausgehend von einem initialen Wassertemperaturprofil und einer daran anschließenden Zeitreihe meteorologischer Messdaten zur Verfügung zu haben, wurden zunächst manuell Basisanalysen durchgeführt, die in den folgenden Kapiteln dargestellt werden. Dazu gehören zum einen Untersuchungen zur eindimensionalen Abstraktion der Wassertemperaturen und Schichtungsverhältnisse im Ammersee. Hierbei wird die Frage erörtert, ob ein an einer Stelle im See gemessenes Temperaturprofil repräsentativ für die Verhältnisse im gesamten Seekörper ist. Zum anderen wurden die Zusammenhänge zwischen der Wasseroberflächentemperatur und der Lufttemperatur im Detail untersucht, um Ansatzpunkte für ein auf Machine-Learning-Techniken basiertes Berechnungsmodell der Wasseroberflächentemperaturen allein aus Lufttemperaturdaten zu erhalten.

### 5.1.1 Räumliche Eindimensionalität des Modellansatzes

Wie in Kapitel 3.2 bereits ausgeführt wurde, wird zur Beschränkung der Modellkomplexität bei der Simulation der in einem See ablaufenden Prozesse oftmals eine räumliche Abstraktion bis hin zu einem eindimensionalen Ansatz vorgenommen, bei dem für jede Wassertiefe in konstanten Tiefenintervallen pro Modellparameter jeweils nur ein Wert berechnet wird, der für die gesamte Seefläche repräsentativ ist. Um die Anwendbarkeit dieses Ansatzes für die Modellierung der Wassertemperaturen im Ammersee zu überprüfen, wurden im Sommer und Herbst 2009 Kontrollmessungen durchgeführt, deren Ziel es war, die Unterschiede der Wassertemperatur in bestimmten Wassertiefen an über die gesamte Seefläche verteilten Messpunkten zu quantifizieren. Während der Messkampagnen wurden neben den Wassertemperaturen auch die Sauerstoffkonzentrationen und die elektrischen Leitfähigkeiten von einem Boot aus mit einer Tiefensonde gemessen und deren Verteilungen ausgewertet (LINK unveröffentlicht).

Am 4.9.2009 und am 20.11.2009 wurden zunächst Ost-West-Profile der Temperaturschichtung im Ammersee gemessen. Die Messpunkte wurden hierbei in Abständen  $\leq 500\text{ m}$  im Süden des Ammersees gelegt, da dort aufgrund der Nähe der Ammermündung die größte Variabilität der Temperatur und der weiteren gemessenen Parameter pro Längeneinheit erwartet wurde. Die Messungen wurden vormittags durchgeführt, wobei die Zeitdifferenz zwischen der ersten und der letzten Messung einer Kampagne weniger als 2 Stunden betrug, so dass keine relevanten Abweichungen der Messergebnisse durch den strahlungsinduzierten Tagesgang der Temperaturen zu berücksichtigen waren. Die Lage der Messpunkte im Ammer-Mündungsbereich ist in Abbildung 5 (S. 24) dargestellt.

### Untersuchungen zur Ost-West-Varianz der Wassertemperaturen im Ammersee

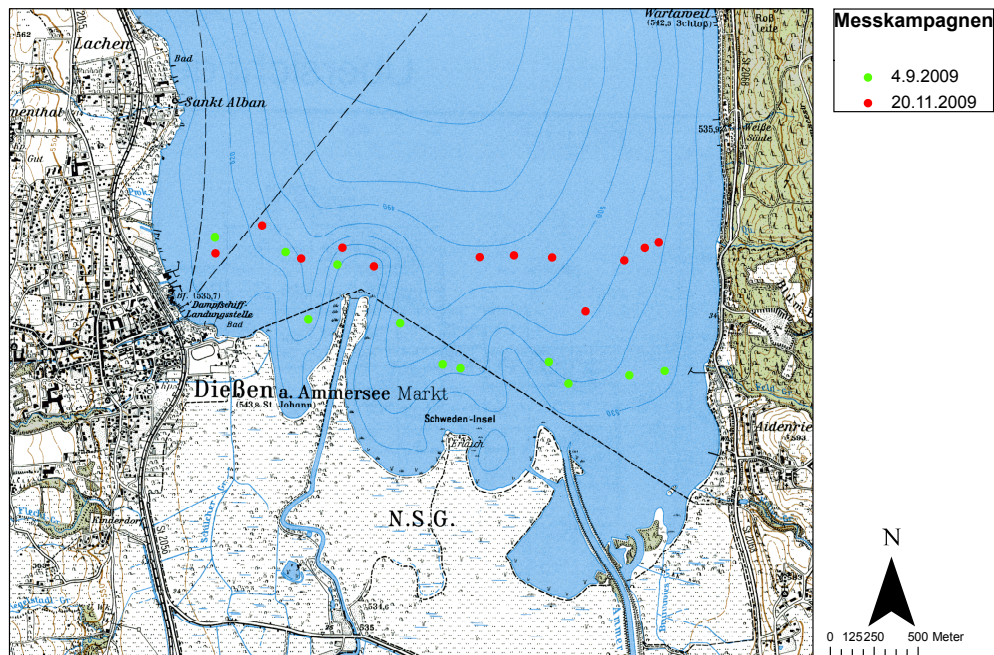


Abb. 5: Geographische Einordnung der Ost-West-Profilmessungen im südlichen Ammersee (eigene Darstellung, basierend auf Topographische Karte 1:25000, Nr. 8032, Dießen a. Ammersee, Bayrisches Landesvermessungsamt München 1989)

Die Messergebnisse wurden in Abbildung 6 (S. 25) visualisiert (die Nummerierung der Messstandorte entspricht der Abfolge in Abbildung 5 in Ost-West-Richtung). Auffällig ist hierbei zunächst, dass die Temperaturvarianzen bei konstanter Wassertiefe zum ersten Messzeitpunkt am 4.9.2009, zu dem der See noch in der Sommerstagnation verharrte, deutlich sichtbar sind. Insbesondere variiert die Lage und Ausprägung der Sprungschicht sehr stark, aber auch der Temperaturgradient pro Längeneinheit ist im Osten deutlich höher als im Westen des Ammersees. Einzig die Wasseroberflächentemperatur zeigt geringe Unterschiede in Ost-West-Richtung ( $\leq 1.0\text{ K}$ ). Dem gegenüber zeigen die Temperaturen am 20.11.2009, inmitten der Herbstzirkulation, kaum Änderungen im horizontalen Verlauf. Die Wassertemperatur bleibt bis in eine Tiefe von  $20\text{ m}$  bei Abweichungen  $< 0.5\text{ K}$  konstant, darunter erfolgt eine Absenkung bis  $4^\circ\text{C}$  unter konstantem Temperaturgradienten.

Neben den Ost-West-Profilmessungen wurden zwischen August und November 2009 insgesamt sieben Messkampagnen durchgeführt, bei denen an je vier über die ganze Fläche des Ammersees verteilten Stellen Messungen vorgenommen wurden: in der Herrschinger Bucht im Osten des Sees, im Bereich der Ammermündung im Süden, im nördlichen Seeteil sowie im Bereich der tiefsten Stelle des Sees, westlich von der geometrischen Seemitte. Alle Stellen waren mindestens  $500\text{ m}$  vom Seeufer entfernt, so dass bis in Tiefen  $> 10\text{ m}$  Messungen durchgeführt werden konnten. Mit GPS-Unterstützung wurden jeweils dieselben Messstellen  $\pm 200\text{ m}$  angefahren, der zeitliche Abstand der Messungen betrug wiederum weniger als 2 Stunden. Ziel der Messungen war festzustellen, ob die Temperaturen in Nord-Süd-Richtung sowie im Bereich der Herrschinger Bucht eine ähnliche Variabilität zeigen, wie sie bei den Ost-West-Profilmessungen hervortritt.

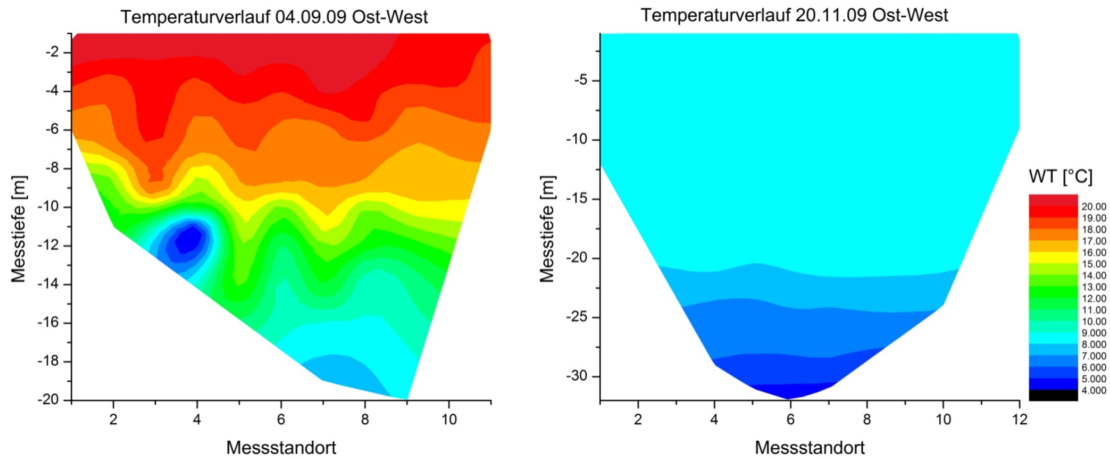


Abb. 6: Ost-West-Profile der Wassertemperatur im südlichen Ammersee am 4.9.2009 und am 20.11.2009 (LINK unveröffentlicht, Datenquelle: eigene Messungen)

In Abbildung 7 (S. 26) sind für jeden Tag im Jahr 2009, an dem Messungen an den vier Referenzpunkten im Ammersee durchgeführt wurden, die maximalen Abweichungen der Wassertemperaturwerte bei konstanter Tiefe dargestellt. Die Grafik zeigt, dass zu allen sieben Messzeitpunkten die Wassertemperatur in 1 m und in 5 m Tiefe über die gesamte Seefläche um weniger als 1.0 K variiert. In 10 m Tiefe sind dagegen die Abweichungen sehr uneinheitlich: während etwa am 27.8.2009 sowie am 30.10.2009 die Werte gleich niedrig oder sogar niedriger sind als an der Wasseroberfläche, tritt mit 4.7 K am 11.9.2009 und mit 6.0 K am 7.10.2009 eine sehr große Variabilität der gemessenen Wassertemperaturen auf. Besonders auffällig ist dabei, dass die Abweichungen keinen Zusammenhang mit dem Verlauf der Stagnations- und Zirkulationsphasen haben, sie scheinen über den Messzeitraum hinweg zufällig verteilt. Ein statistischer Nachweis dieser Vermutung ist wegen der geringen Anzahl von nur sieben Messzeitpunkten jedoch nicht möglich.

Auch wenn diese Untersuchungen aufgrund der geringen zeitlichen Abdeckung der Zirkulationsabläufe und der Schichtungszustände in den Profilmessungen sowie deren mangelnde Einbettung in die meteorologischen Rahmenbedingungen begrenzte Aussagekraft haben, so lassen sich zwei Annahmen formulieren, die für die weitere Modellkonzeption berücksichtigt werden sollen:

- Die Variabilität der Wassertemperaturen im Epilimnion (Tiefe  $\leq 5$  m) ist über die Seefläche hinweg auf 1.0 K begrenzt. Eine eindimensionale Abstraktion der Wassertemperaturentwicklung erscheint im oberflächlichen Bereich möglich.
- Die Tiefenlage, Ausprägung und Ausdehnung der Sprungschicht zeigt je nach Position im Seekörper große Variabilität. Sowohl bei kleiner Schrittweite der Messpunkte als auch bei Untersuchungen im ganzen Seekörper treten hohe Varianzen der Wassertemperatur bei Tiefen  $\geq 10$  m auf. Die Varianz ist im zeitlichen Verlauf der Messkampagnen uneinheitlich und ohne sichtbaren Bezug zum Zirkulationsstatus des Ammersees. Eine Abstrahierung der Temperaturberechnung auf ein eindimensionales Modell würde in tieferen Wasserschichten zu einer größeren Unschärfe im

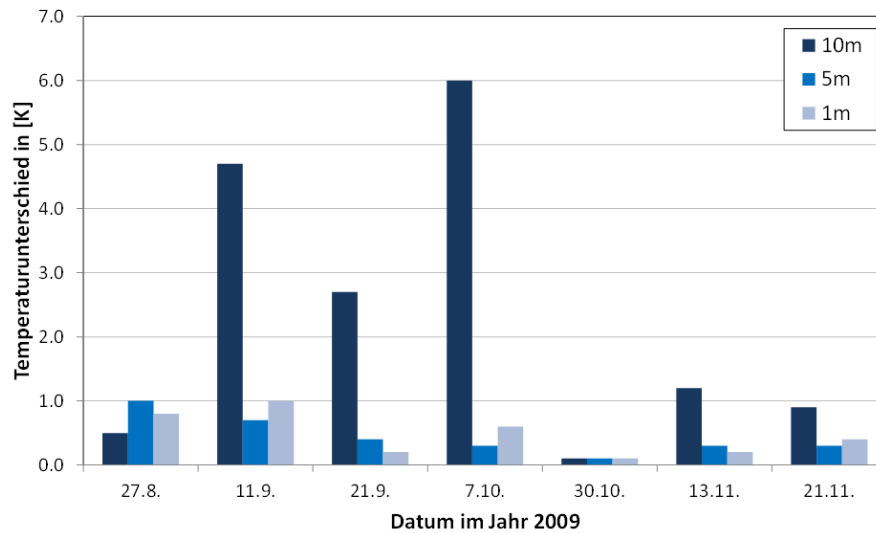


Abb. 7: Maximale Abweichung der Wassertemperatur bei gleicher Messtiefe an 4 verschiedenen Messpunkten im Norden, Osten, Süden und Westen des Ammersees an 7 Messtagen im Zeitraum von August bis November 2009 (eigene Darstellung, Datenquelle: eigene Messungen)

Vergleich zu den tatsächlichen Verhältnissen führen und würde darüber hinaus die Modellvalidierung erschweren.

- Es wurden keine Wassertemperaturmessungen im unmittelbaren Uferbereich durchgeführt. Hier kann es zu größeren Abweichungen auch der oberflächlichen Temperaturen im Vergleich mit den weiter im See-Inneren gemessenen Werten kommen. Da hierzu jedoch keine Daten zur Verfügung standen, können diese Abweichungen in dieser Dissertation nicht berücksichtigt werden.

### 5.1.2 Zusammenhänge zwischen Wassertemperatur und Lufttemperatur

Stellt man die grafische Analyse von KETTLE et al. (2004, S. 274) (Abb. 2, S. 13) einer analogen Darstellung für den Ammersee (Abbildung 8, S. 27) gegenüber, so fällt in beiden Diagrammen ein starker Zusammenhang zwischen dem Verlauf der Lufttemperaturen und dem Verlauf der Wassertemperaturen auf. Jedoch überschreiten die Wassertemperaturen in Grönland im Sommer die Lufttemperaturen bisweilen um Werte bis zu 5 K, während im Ammersee die Wassertemperaturen in den Sommermonaten maximal die Werte der Lufttemperatur erreichen. Erst während der Herbstzirkulation können dort die Werte der Wassertemperatur die der Lufttemperatur um 5 K oder mehr überschreiten, was eine Folge der hohen spezifischen Wärmekapazität des Wassers und seiner daraus abzuleitenden langsamen Energieabgabe an die Umgebung ist.

Zur Auswahl eines geeigneten Berechnungswegs der Wassertemperaturen aus Lufttemperaturwerten wurde zunächst eine vergleichende Betrachtung der Wassertemperaturen im Ammersee und der im Umland gemessenen Lufttemperaturen vorgenommen. Hierbei bieten sich insbesondere die Daten der DWD-Messstation in Wielenbach an, die sich 13 km süd-

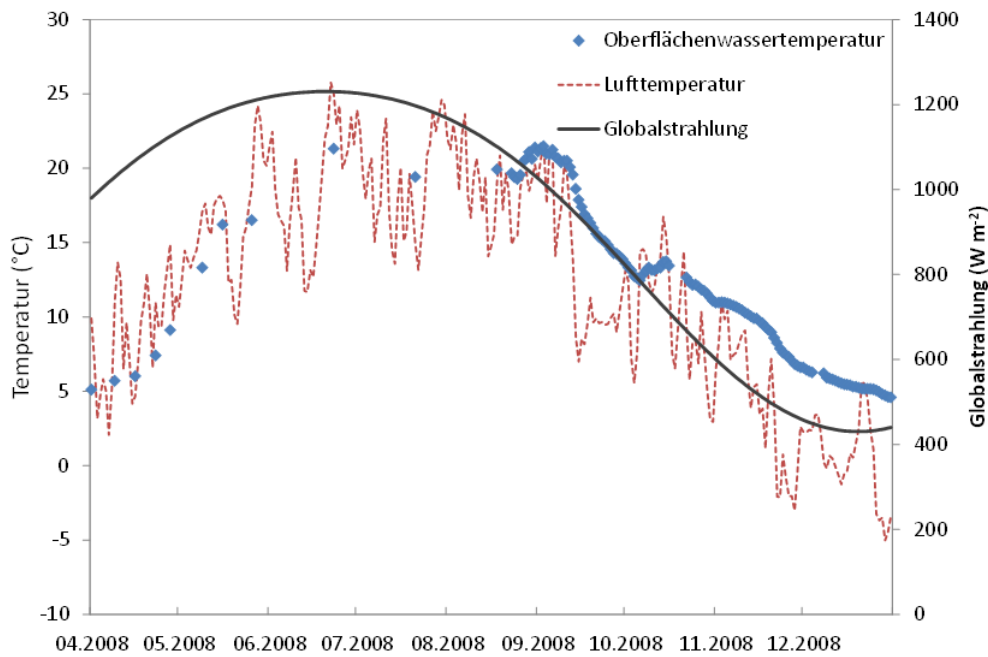


Abb. 8: Lufttemperatur, Wasseroberflächentemperatur und theoretische maximale Globalstrahlung für den Ammersee (eigene Darstellung, Datenquelle: private Messstation Dießen (Lufttemperatur), Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Oberflächenwassertemperatur))

lich von der im LAGO-Projekt installierten automatischen Wassertemperatur-Messstation oberhalb der tiefsten Stelle des Ammersees befindet und damit die nächstliegende DWD-Station ist.

Für die Untersuchung der Zusammenhänge zwischen Luft- und Wassertemperatur wurde der Zeitraum von August 2008 bis Februar 2009 betrachtet, da hier im Rahmen des Projektes LAGO gemessene Wassertemperaturdaten in stündlicher Auflösung in 16 Tiefenstufen vorliegen. Diese wurden zu täglichen Mittelwerten zusammengefasst. Gleichmaßen wurden die vom Deutschen Wetterdienst in der Station Wielenbach gemessenen Lufttemperaturdaten, die dreimal täglich aufgezeichnet wurden, ebenfalls gleich gewichtet zu täglichen Mittelwerten zusammengefasst.

Da für die nachfolgenden Betrachtungen sowohl Tagesmittelwerte der Temperatur als auch Maximal- und Minimalwerte herangezogen werden, wurde vorab untersucht, ob hierzu die vom Deutschen Wetterdienst nur dreimal täglich (bis zum Jahr 2000 um 7:30, 14:30 und 21:30 Uhr, ab 2001 jeweils um 7:00, 13:00 und 19:00 Uhr) gemessenen Lufttemperaturen ausreichend sind. Dabei wurden exemplarisch die im betrachteten Zeitraum in Wielenbach gemessenen Werte mit den in 5-minütiger Auflösung gemessenen Werten einer privaten meteorologischen Messstation in Dießen-Obermühlhausen verglichen. Die Messdaten aus Dießen-Obermühlhausen wurden für die weiteren Untersuchungen nicht verwendet, da diese im Gegensatz zu den DWD-Daten keiner strengen Qualitätskontrolle unterliegen und während des betrachteten Zeitraums bei mehreren gemessenen Größen Fehlerwerte auftraten. Für die Betrachtung der oben genannten isolierten Fragestellung sind sie jedoch hilfreich.



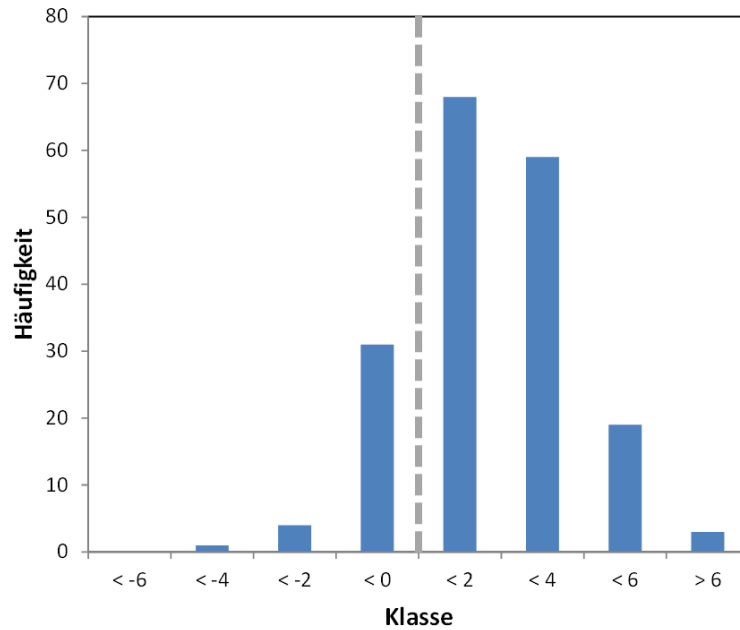


Abb. 9: Häufigkeitsverteilung der Differenz zwischen Tagesmaxima und Tagesminima der Lufttemperatur in der privaten Messstation Dießen bei stündlich betrachteten Werten und in der DWD-Station Wielenbach bei drei täglichen Messungen (eigene Darstellung, Datenquelle: private Messstation Dießen (stündliche Werte), Deutscher Wetterdienst (drei Mal tägliche Werte))

Insbesondere ist hierbei interessant, inwieweit sich bei einer dreimal täglichen Lufttemperaturmessung und bei jeweils kontinuierlichen Messungen in Abständen von 5 Minuten, die zu stündlichen Werten gemittelt wurden, unterschiedliche Amplituden im Tagesgang ergeben. Vergleicht man nun die dreimal täglich gemessenen Daten aus Wielenbach mit den stündlich gemittelten Daten aus Dießen, so ergibt sich im betrachteten Zeitraum bei der Tagesamplitude der in höherer Auflösung vorliegenden Daten eine durchschnittliche Abweichung von  $+2.2\text{ K}$  von den nur dreimal täglich vorliegenden Werten. Erwartungsgemäß ergibt sich also bei den höher auflösenden Daten im Schnitt eine größere Amplitude. Der umgekehrte Fall, d.h. die Temperaturamplitude in Wielenbach ist höher als in Dießen, tritt jedoch an einzelnen Tagen dennoch ein. Hierzu gibt es verschiedene Erklärungsansätze, wie etwa lokal bedingte Wetterunterschiede (die beiden betrachteten Messstationen liegen etwa 10 km auseinander), unterschiedliche Exposition (die Messstation in Dießen befindet sich in einer dichter bebauten Gegend als die Messstation in Wielenbach) sowie die unterschiedliche Entfernung zum Seekörper (die Messstation in Dießen liegt etwa 1 km vom Seeufer entfernt, Wielenbach 7 km), der je nach Witterung eine mildernde Wirkung auf die Lufttemperaturen ausüben kann. Das Histogramm in Abbildung 9 zeigt deutlich, dass sich für die Mehrzahl der Tage die Lufttemperaturamplitude bei Erhöhung der Messdatenauflösung vergrößert. Da die Unterschiede ganz offensichtlich nicht normalverteilt sind, ist es statistisch nicht möglich, die gemessenen Temperaturen, insbesondere die maximalen und minimalen Tageswerte, unabhängig von der Messdatenauflösung zu betrachten. In der Praxis bedeutet dies, dass bei einer Modellierung mit Temperaturdaten die Tagesmaxima und -minima je nach Messdatenauflösung mit unterschiedlicher Gewichtung ins Modell eingehen müssen.

		Luft	Wassertiefe															
			0	1	2	3	4	5	6	7	8	10	12	15	20	40	60	85
Luft		1.00	0.90	0.90	0.89	0.89	0.89	0.89	0.89	0.88	0.87	0.84	0.79	0.72	0.63	0.51	0.42	0.49
Wassertiefe	0	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.95	0.88	0.82	0.76	0.64	0.55	0.63
	1	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.95	0.88	0.82	0.76	0.64	0.54	0.63
	2	0.89	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.96	0.88	0.82	0.77	0.65	0.55	0.63
	3	0.89	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.96	0.88	0.82	0.77	0.64	0.55	0.63
	4	0.89	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.96	0.88	0.82	0.77	0.64	0.55	0.63
	5	0.89	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.96	0.89	0.83	0.77	0.65	0.56	0.64
	6	0.89	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	0.90	0.84	0.78	0.66	0.56	0.64
	7	0.88	0.99	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.91	0.85	0.79	0.67	0.57	0.65
	8	0.87	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	0.99	0.93	0.87	0.81	0.68	0.58	0.67
	10	0.84	0.95	0.95	0.96	0.96	0.96	0.96	0.97	0.98	0.99	1.00	0.97	0.92	0.85	0.72	0.62	0.70
	12	0.79	0.88	0.88	0.88	0.88	0.88	0.89	0.90	0.91	0.93	0.97	1.00	0.98	0.90	0.78	0.68	0.76
	15	0.72	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.83	0.84	0.85	0.87	0.92	0.98	1.00	0.94	0.83	0.73	0.80
	20	0.63	0.76	0.76	0.77	0.77	0.77	0.77	0.78	0.79	0.81	0.85	0.90	0.94	1.00	0.94	0.86	0.91
	40	0.51	0.64	0.64	0.65	0.64	0.64	0.65	0.66	0.67	0.68	0.72	0.78	0.83	0.94	1.00	0.97	0.98
	60	0.42	0.55	0.54	0.55	0.55	0.55	0.56	0.56	0.57	0.58	0.62	0.68	0.73	0.86	0.97	1.00	0.97
	85	0.49	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.64	0.64	0.65	0.67	0.70	0.76	0.80	0.91	0.98	0.97	1.00

Tab. 2: Korrelationsmatrix der Lufttemperatur in Wielenbach sowie der Wassertemperaturen im Ammersee in verschiedenen Wassertiefen in täglicher Auflösung von August 2008 bis März 2009 (eigene Darstellung, Datenquelle: Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Wassertemperaturen), Deutscher Wetterdienst (Lufttemperatur))

Um die Zusammenhänge zwischen Lufttemperatur und Wassertemperatur gezielt untersuchen zu können, wurden zuerst die Korrelationskoeffizienten der Messzeitreihen errechnet. Diese sind in einer Korrelationsmatrix zusammengefasst dargestellt (Tab. 2). Bei Betrachtung dieser Korrelationsmatrix fällt auf, dass alle Datenreihen zueinander eine positive Korrelation mit Korrelationskoeffizienten  $> 0.40$  aufweisen. Des Weiteren ist die Korrelationsmatrix ein Spiegel der Schichtungsverhältnisse im See: Im Bereich von der Wasseroberfläche bis hin zu einer Tiefe von 8 m nehmen alle Korrelationskoeffizienten Werte  $\geq 0.99$  an. Dies belegt die ähnliche Temperaturentwicklung im Epilimnion, das sich im untersuchten Zeitraum demnach bis etwa 8 m Tiefe erstreckte.

Dann folgt eine Schicht von 10 m bis 20 m Tiefe, wo die Korrelationskoeffizienten nur in unmittelbar benachbarten Tiefenstufen Werte  $\geq 0.94$  annehmen. Dies ist wiederum ein Ausdruck des Temperaturverlaufs im Metalimnion, der auch zu den Stagnationsphasen lebhaft ist. Darunter wiederum liegt von 40 m Tiefe bis zum Grund des Ammersees wieder eine Gruppe von Messverläufen, die mit Werten  $\geq 0.97$  korrelieren. Über diesen Bereich erstreckte sich demnach im betrachteten Messzeitraum das Hypolimnion.

Betrachtet man nun die Korrelation der einzelnen Wassertemperaturmesswerte mit den Messwerten der Lufttemperatur, so fällt auf, dass auch hier durchgehend positive Korrelationen errechnet wurden. Dies hängt vor allem damit zusammen, dass alle Messwert-Reihen im Jahresgang grob dem Verlauf einer Cosinuskurve folgen und ihre Maximal- und Minimalwerte in etwa zum gleichen Zeitpunkt erreichen. Doch der Grad der Korrelation mit der Lufttemperatur ist sehr unterschiedlich: Während die obersten Wasserschichten mit einem Korrelationskoeffizienten von 0.90 einen starken Zusammenhang mit der Lufttemperatur aufweisen, so sinken die Werte bis in die tieferen Schichten ab auf unter 0.50.

Daraus lassen sich bereits einige Schlussfolgerungen ziehen, was die Möglichkeiten einer Modellierung der Wassertemperaturen aus den Lufttemperaturen einer unmittelbar benachbarten Messstation anbelangt. Zum einen ist es sehr wahrscheinlich, dass sich die Wassertemperaturen im Epilimnion aufgrund der starken Korrelation direkt aus den Lufttemperaturen bestimmen lassen. Zum anderen aber sind die Temperaturen im Metalimnion und im Hypolimnion zumindest phasenweise stark von den Lufttemperaturen und auch von den Wassertemperaturen im Epilimnion abgekoppelt. Die Wassertemperaturen im Epilimnion korrelieren sogar stärker mit der Lufttemperatur als mit den Temperaturen der tieferen Wasserschichten. Demnach wird eine Berechnung der Wassertemperaturen in Metalimnion und Hypolimnion sowohl direkt aus den Lufttemperaturwerten als auch aus den Werten der Wasseroberflächentemperaturen immer mit großen statistischen Fehlern behaftet sein, sofern keine weiteren gemessenen Parameter in die Analyse bzw. die Modellierung miteinbezogen werden, die einen Einfluss auf die vertikalen Vermischungsprozesse im Seekörper haben.

Um feststellen zu können, ob die Korrelationen der einzelnen Temperaturverläufe allein auf ihren jahreszeitlich ähnlichen Verläufen beruhen oder ob es tatsächlich unmittelbare Zusammenhänge der Temperaturverläufe von einem Messzeitpunkt zum nächsten gibt, wurden im folgenden Schritt die mathematischen Ableitungen der Messverläufe betrachtet. Hierbei wurde die erste Ableitung an einem Punkt des Messdatenverlaufs als Differenz des aktuellen Messwertes und des unmittelbar vorhergehenden Messwertes berechnet (Formel 4.1, S. 20). Die so ermittelten Ableitungswerte stellen mathematisch die Steigung der Messwertkurve dar, sie sind daher ein Maß für die Auslöser einer Temperaturveränderung. Sofern die Werte der ersten Ableitung bei zwei Messzeitreihen im Verlauf und im mathematischen Vorzeichen gleich sind oder große Ähnlichkeiten aufweisen, deutet dies auf eine statistische Abhängigkeit oder einen gemeinsamen Haupteinflussfaktor hin.

Weiterhin wurde die zweite Ableitung der Temperaturverläufe betrachtet. Die Werte der zweiten Ableitung sind mathematisch ein Ausdruck der Krümmung der Ableitungskurve, und sie können daher als Maß für die Intensitäten der Temperaturveränderungen betrachtet werden. Das bedeutet, dass bei konstanter Steigung der Kurve der Temperaturdaten die zweite Ableitung gleich null ist. Eine zunehmende Steigung der Messwertkurve ist gleichbedeutend mit einer Linkskrümmung - dieser Fall liegt bei einem negativen Wert der zweiten Ableitung vor. Analog dazu bedeutet ein positiver Wert der zweiten Ableitung eine Rechtskrümmung und damit eine abnehmende Steigung der Messwertkurve.

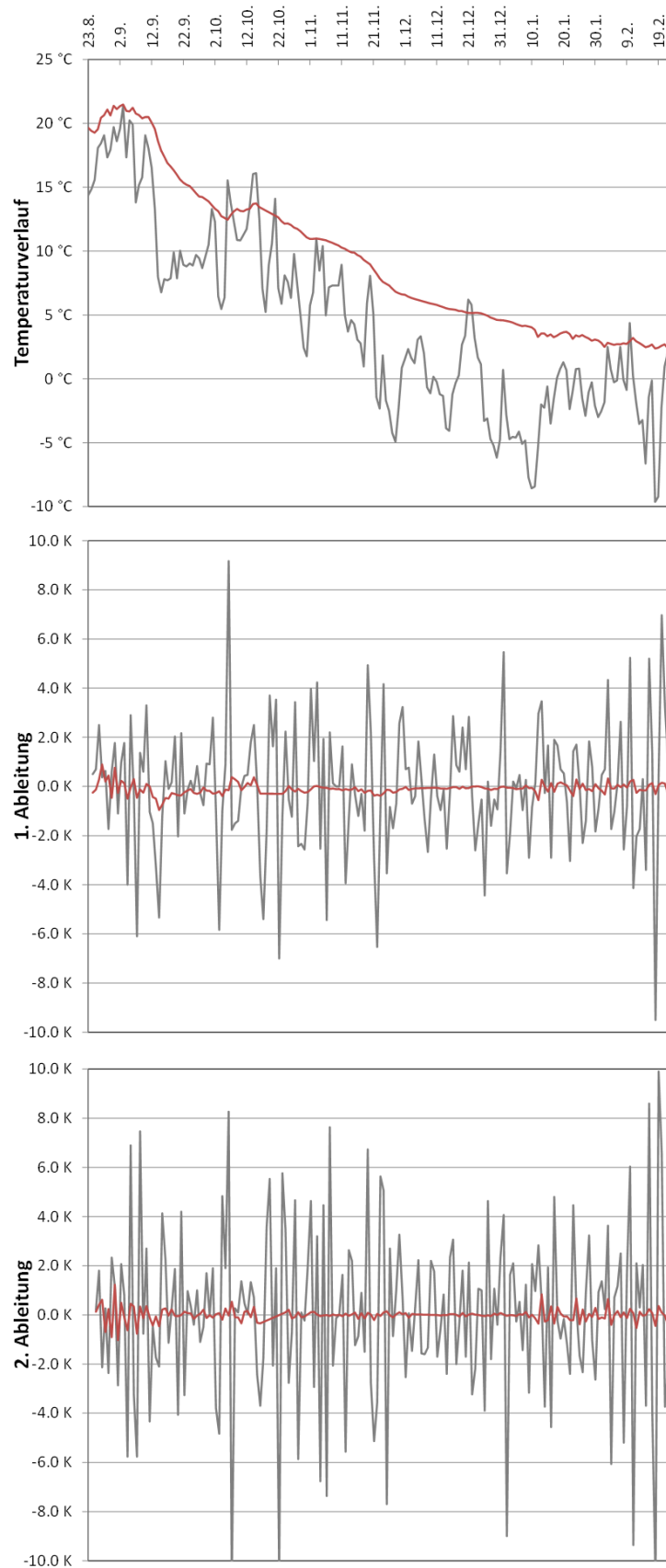


Abb. 10: Zeitreihe der täglichen Mittelwerte der Lufttemperatur (graue Linie) und der Wasseroberflächentemperatur (rote Linie) vom 23.8.2008 bis zum 23.2.2009 in täglicher Auflösung: Messwerte (oben), deren erste Ableitung (Mitte) und zweite Ableitung (unten) (eigene Darstellung, Datenquelle: Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Wassertemperatur), Deutscher Wetterdienst (Lufttemperatur in Wielenbach))

Vergleicht man nun den Verlauf der Messwerte der Wasseroberflächentemperatur und der Lufttemperatur (Abb. 10 oben, S. 31), so stellt man bereits auf den ersten Blick fest, dass sich die Schwankungen bei täglicher Auflösung deutlich unterscheiden. Die Maximal- und Minimalwerte treten jedoch überwiegend zu den gleichen Zeitpunkten auf. Eine Beurteilung, ob die Veränderung der Lufttemperatur an einem Tag als Grundlage für die Berechnung der Veränderung der Wassertemperatur am selben Tag dienen kann, erlaubt diese Darstellung allerdings noch nicht.

Eine Gegenüberstellung der ersten Ableitungen der Wassertemperatur- und der Lufttemperaturwerte (Abb. 10 Mitte, S. 31) liefert eine präzisere Übersicht des Zusammenhangs. So ist leicht zu erkennen, dass sich die Verläufe der beiden Kurven stark ähneln, aber die Amplitude der Ausschläge bei der Lufttemperatur ein Vielfaches derer der Wassertemperatur beträgt. Dies ist der höheren spezifischen Wärmekapazität des Wassers im Vergleich zur Luft geschuldet.

Dasselbe gilt für den Verlauf der zweiten Ableitungen (Abb. 10 unten, S. 31). Auch hier stimmen die Vorzeichen der beiden Datenreihen meist überein und nur die Amplitude unterscheidet sich. Konkret bedeutet dies, dass die Stärke der Veränderungen der Luft- und der Wassertemperaturen in der Regel übereinstimmt. Sehr ausgeprägte Veränderungen der Luft- und Wassertemperaturen passieren demzufolge gleichzeitig.

Um eine bessere optische Vergleichbarkeit der Kurvenverläufe zu erreichen, wurden nun die Werte der ersten Ableitung der Wasseroberflächentemperatur mit dem konstanten Faktor 5 multipliziert und erneut mit den nicht kalibrierten Ableitungswerten der Lufttemperatur in einem Liniendiagramm visualisiert (Abb. 11, S. 33). Dabei sind die Ähnlichkeiten im Verlauf nun deutlicher zu erkennen, was bedeutet, dass eine Veränderung der Lufttemperatur in der Regel mit einer gleichartigen, aber abgemilderten Veränderung der Wasseroberflächentemperatur einhergeht. Es fallen jedoch auch Unterschiede zwischen der Zirkulations- und der Stagnationsphasen ins Auge. So sind sowohl während der Sommerstagnationsphase als auch während der Winterstagnation die täglichen Änderungen der Wasseroberflächentemperatur insgesamt größer als während der Herbstzirkulation, was sich deutlich in der verminderten Amplitude der Ableitung der Wassertemperatur in der letztgenannten Phase äußert. Dies lässt sich mit den thermodynamischen Verhältnissen im Seekörper leicht erklären, denn während Zirkulationsphasen wird der Einfluss der Energieübertragung zwischen Luft und Wasser bis in tiefere Wasserschichten übertragen. Demgegenüber beschränkt sich während der Stagnationsphasen der Einfluss auf die obersten Wasserschichten, was dort zu einer stärkeren Beeinflussung der Temperatur führt. Diese Unterteilung in drei Phasen sowie ebenfalls erkennbare Einzelereignisse, an denen die Änderungen der Wasser- und Lufttemperatur nicht der gleichen Richtung folgen, führen dazu, dass der Korrelationskoeffizient der ersten Ableitungen im betrachteten Zeitraum nur einen Wert von 0.24 erreicht. Für eine Modellierung ergibt sich hieraus, dass bei einer Berechnung der Wasseroberflächentemperaturen aus den Lufttemperaturwerten während der Zirkulations- und Stagnationsphasen unterschiedliche Berechnungswege notwendig sein werden, und dass weitere Untersuchungen notwendig sind, um die Einzelereignisse mit stark voneinander abweichenden ersten Ableitungen erklären zu können.

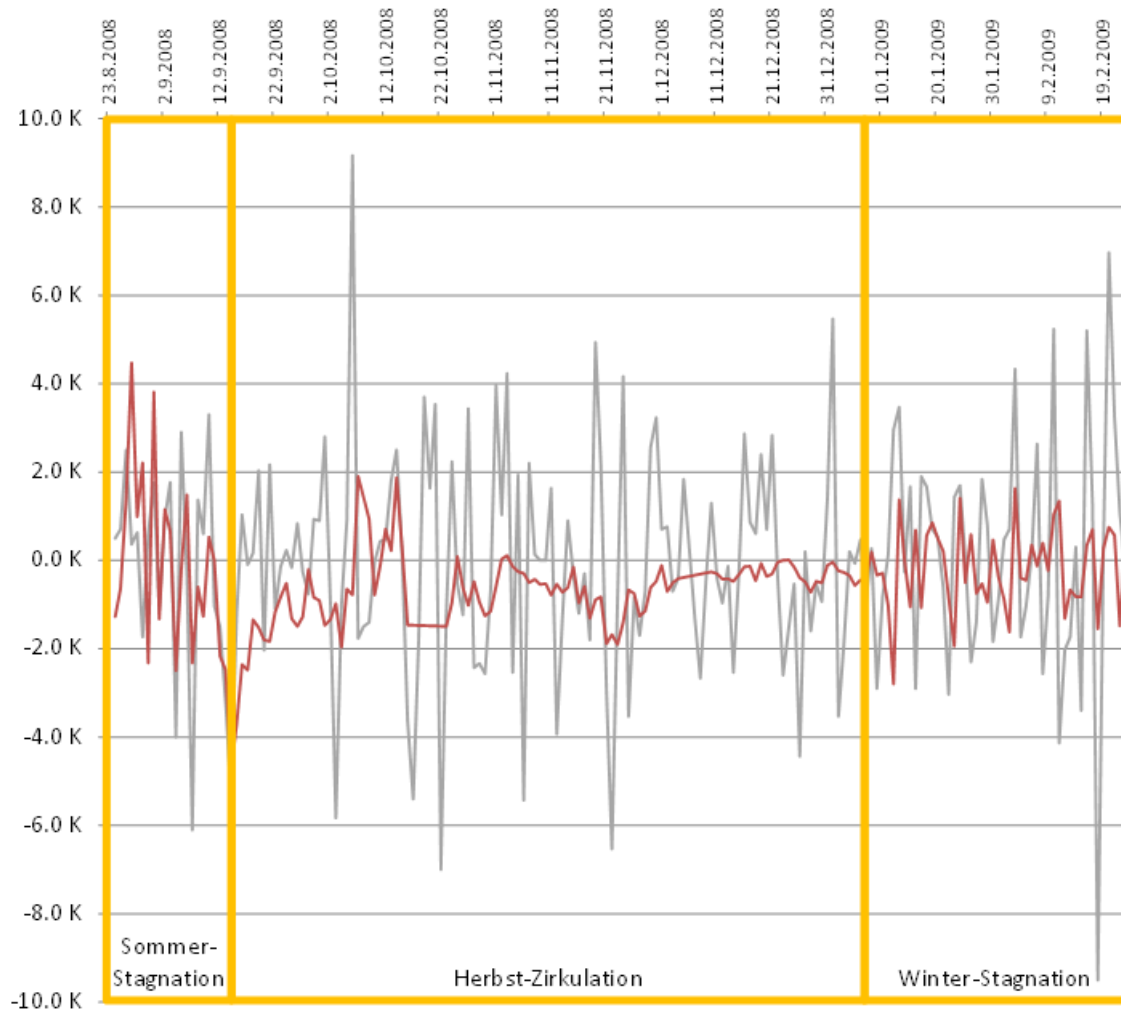


Abb. 11: Mit dem konstanten Faktor 5 multiplizierte erste Ableitung der Wasseroberflächentemperatur (rote Linie) sowie erste Ableitung der Lufttemperatur (graue Linie), Daten vom 23.8.2008 bis zum 23.2.2009 in täglicher Auflösung (eigene Darstellung, Datenquelle: Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Wassertemperatur), Deutscher Wetterdienst (Lufttemperatur in Wielenbach))

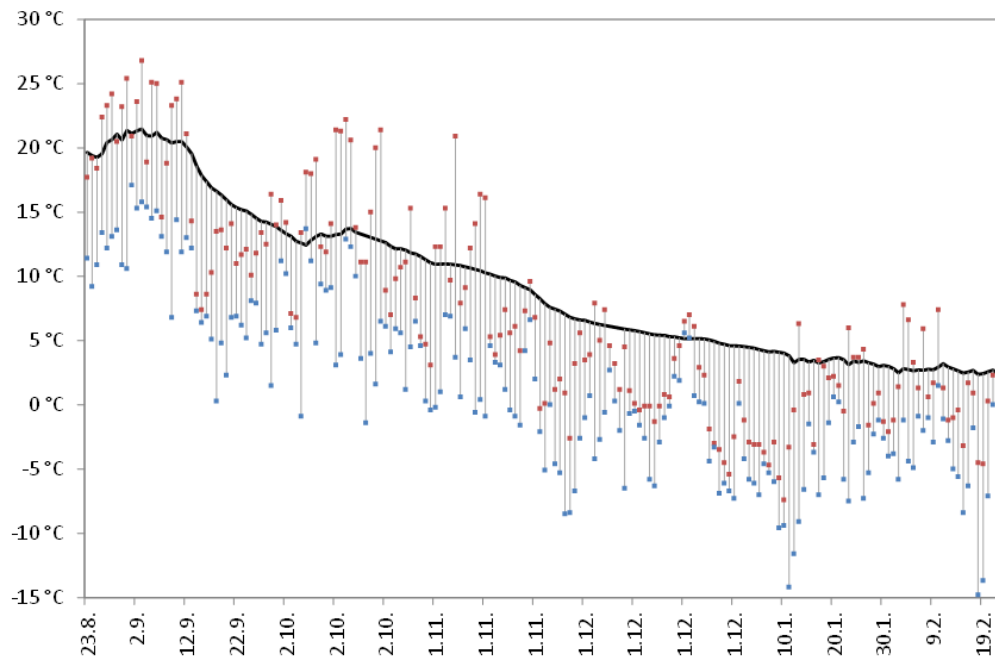


Abb. 12: Wasseroberflächentemperatur im Ammersee (schwarze Linie) sowie tägliche Höchsttemperaturen (rote Punkte) und Tiefsttemperaturen (blaue Punkte) der Luft in Wielenbach im Zeitraum vom 23.8.2008 bis zum 23.2.2009 (eigene Darstellung, Datenquelle: Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Wassertemperatur), Deutscher Wetterdienst (Lufttemperatur))

Hierzu sollen nun zusätzlich zu den Tagesmittelwerten der Lufttemperatur auch noch die Maximal- und die Minimalwerte betrachtet werden, da ein besonders großes Temperaturgefälle zwischen Wasseroberflächentemperatur und Lufttemperatur auch dann eine messbare Energieübertragung von einem Medium zum anderen induzieren kann, wenn es nur kurzfristig auftritt. So können zum Beispiel weit über der Wassertemperatur liegende Höchsttemperaturen der Luft zur Tagesmitte hin die oberflächlichen Wasserschichten stark erwärmen, wie auch nächtliche Tiefstwerte der Lufttemperatur zu einer stärkeren Abkühlung der Wassertemperaturen führen können. Um einen Überblick über die Temperaturverhältnisse in täglicher Auflösung zu bekommen, soll nun Abbildung 12 betrachtet werden.

Aus der Zusammenschau der täglichen Minimal- und Maximaltemperaturen der Luft und der darauf folgenden Veränderungen der Wasseroberflächentemperatur lassen sich einige Hypothesen formulieren, die im Folgenden für die Überlegungen zum Modelldesign und zu seinen Berechnungswegen in Kapitel 5.2.3 herangezogen werden sollen. So ist erkennbar, dass im Allgemeinen weit von der Wasseroberflächentemperatur entfernt liegende Extremwerte der Lufttemperatur betragsmäßig höhere Änderungen der Wasseroberflächentemperatur nach sich ziehen als im Wertebereich näher liegende. So führen etwa ab dem 12.9.2008 Lufttemperaturminima, die weit unterhalb der Wasseroberflächentemperatur liegen, zu einer schnellen Abkühlung des Wassers. Ab dem 2.10.2008 ziehen dann punktuell stark erhöhte Lufttemperaturmaxima wieder eine kurzfristige, relativ starke Erhöhung der Wasseroberflächentemperatur nach sich.

Es ist aber ebenso erkennbar, dass eine deutliche Abschwächung dieses Effektes eintritt,

sobald die Wasseroberflächentemperatur einen Wert von circa  $5^{\circ}\text{C}$  unterschreitet und sich somit dem Dichtemaximum des Wassers annähert (s. Abb. 15, S. 42). In Abbildung 12 (S. 34) setzt dieser Effekt im Dezember 2008 ein. Der Wasserkörper befindet sich dann bereits im Übergang zum homothermen Status und damit zu einer minimalen Schichtungsstabilität, was zur Folge hat, dass Energieeinträge durch die Luft schneller bis in tiefere Wasserschichten ausgeglichen werden anstatt einseitig nur die Temperatur der obersten Wasserschicht zu beeinflussen.

Eine ähnliche Abschwächung der Beeinflussung durch die Lufttemperatur tritt ein, wenn die Wasseroberflächentemperatur einen Wert von circa  $20^{\circ}\text{C}$  überschreitet. Insbesondere können dann aufgrund der erhöhten Schichtungsstabilität und des höheren Dichtegradients des erwärmten oberflächlichen Wassers niedrige Lufttemperaturen nicht mehr eine sofortige starke Verminderung der Wasseroberflächentemperatur hervorrufen. Dieser Effekt ist in Abbildung 12 (S. 34) um den 2.9.2008 zu beobachten.

## 5.2 Modellentwicklung

Die Ergebnisse der manuellen Voranalysen sind als Ausgangspunkt für die Entwicklung des hybriden Ökosystemmodells zu sehen, die in diesem Kapitel abschließend dargestellt werden soll. Dabei wird zunächst in Kapitel 5.2.1 die technische Umsetzung der Modellprogrammierung sowie der Datenbankumgebung für die Gesamtheit zur Verwaltung aller zur Verfügung stehenden Messdaten beschrieben. Dann wird von Kapitel 5.2.2 bis 5.2.6 die initiale Programmierung, Kalibrierung und Optimierung des Modells zur Berechnung der Wasseroberflächentemperaturen dargestellt. Kapitel 5.2.7 fasst die Möglichkeiten der Temperaturberechnung in Meta- und Hypolimnion sowie der Sauerstoffkonzentrationen aus den Lufttemperaturdaten zusammen. Auf die besonderen Auswirkungen von Extremwetterereignissen wird in Kapitel 5.2.8 und Kapitel 5.2.9 eingegangen. Die winterlichen Schichtungsverhältnisse bis hin zur Eisbildung werden in Kapitel 5.2.10 dargestellt. Kapitel 5.2.11 erweitert den Blick hin zur Modellierung der Nährstoffverfügbarkeit und der Phytoplanktonpopulationen, und in Kapitel 5.2.12 sind die Gesamtheit der modellierbaren Ökosystemparameter sowie die dazu nötigen Daten zusammengestellt.

### 5.2.1 Technische Umsetzung mit einer SQL-Datenbank und einem PHP-Skript-basierten Modell

Für die technische Realisierung des Hybrid-Modells waren sowohl eine Datenbankumgebung als auch eine Programmiersprache nötig, mit der die Modelllogik in Programmcode dargestellt und als ausführbares Skript formuliert werden konnte. Da das Modellskript direkt auf die gespeicherten Messdaten zugreifen sollte, war eine Schnittstelle zwischen der Datenbankumgebung und der Programmiersprache notwendig. Da die Messdaten gleichzeitig auch von den Mitarbeitern des Projektes LAGO benutzt und zur Visualisierung auf der Projektwebseite im Internet herangezogen wurden, bot sich eine web-basierte Lösung



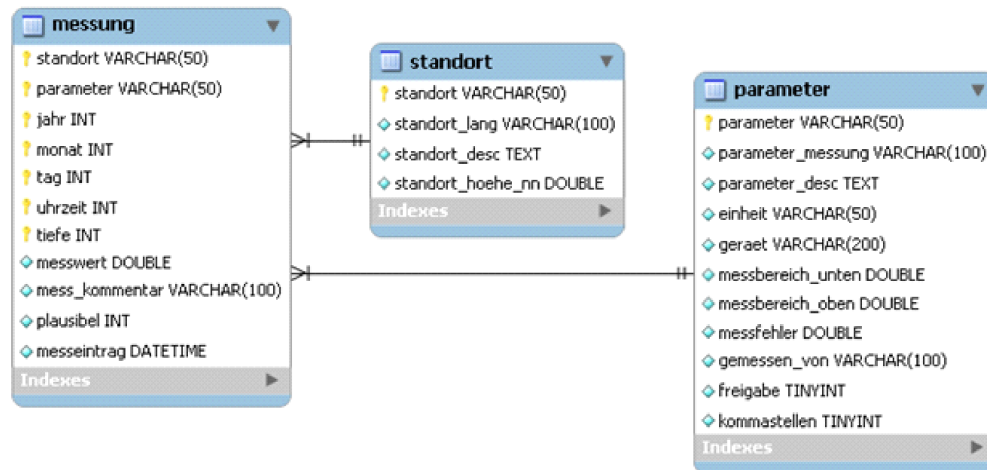


Abb. 13: Struktur der MySQL-Datenbank zur Verwaltung der verwendeten Messdaten aus dem Ammersee-Einzugsgebiet (BREY unveröffentlicht, S. 32)

an. Die hierzu entwickelte Lösung, die eine Kombination der Skriptsprache PHP und des Datenbanksystems MySQL verwendet, wurde im Rahmen einer Diplomarbeit umfassend beschrieben (BREY unveröffentlicht). Ebenso wurde eine automatisierte Datenübertragung von einer Messstation per Mobilfunk mit anschließender automatischer Plausibilitätsüberprüfung und Abspeicherung der Messwerte in der Projektdatenbank mit tagesaktueller Datendarstellung im Internet umgesetzt (BREY unveröffentlicht). Die verwendete Datenbankumgebung, in der durch die Zeitachse indiziert alle zur Analyse und Modellierung nötigen Messdaten redundanzfrei und gemäß der Datenbanktheorie normalisiert (ELMASRI & NAVATHE 2009) abgespeichert werden können, ist in Abbildung 13 schematisch dargestellt. In dieser Tabellenstruktur wurden insgesamt 1.7 Millionen Datensätze abgespeichert. Da sowohl die zeitlichen Merkmale eines Datensatzes (Jahr, Monat, Tag) als auch der Messstandort und der gemessene Parameter Schlüsselattribute der Haupttabelle *messung* sind, sind die gespeicherten Daten auch nach diesen Merkmalen indiziert und können so leicht und ohne großen Rechenbedarf durch das Datenbanksystem ausgegeben werden. Ebenso können Datenbankabfragen standardisiert in SQL formuliert und in den PHP-Programmcode integriert werden, da der PHP-Compiler über den Webserver mit dem MySQL-Datenbanksystem verbunden ist.

Nach Beendigung des Projektes LAGO wurde die Datenbankumgebung auf ein portables XAMPP-System migriert, das in Einzelplatznutzung die MySQL-Datenbank auch ohne Netzwerkzugang zur Verfügung stellt. Über einen ebenfalls portabel implementierten Apache-Webserver können wiederum PHP-Skripte lokal mit der MySQL-Datenbank verbunden werden, so dass das Modell im selben Maße genutzt werden kann. Theoretisch können das verwendete Betriebssystem und die verfügbare Rechenleistung des Endgeräts die Rechenzeit der PHP-Skripte beeinflussen. In lokal implementierten Apache-Servern können jedoch sämtliche Systemparameter, wie zum Beispiel die maximale Rechenzeit bis zum Abbruch eines Skripts, im Gegensatz zu von Providern zur Verfügung gestellten Webservern frei konfiguriert werden. Hieraus ergibt sich demnach sogar ein Vorteil für

standort	jahr	monat	tag	biokomponente	system	taxon	hk17
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Pennales	Asterionella formosa	5
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Dinophyceae	Ceratium hirundinella	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Desmidiales	Cosmarium	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Centrales	Cyclotella	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Chrysophyceae	Dinobryon	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Chlorococcales	Eutetramorus	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Pennales	Fragilaria crotonensis	3
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Pennales	Fragilaria ulna	3
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Dinophyceae	Gymnodinium	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Chrysophyceae	Mallomonas	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Chlorococcales	Monoraphidium griffithii	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Zygnematales	Mougeotia	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Chlorococcales	Nephrocytium	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Volvocales	Pandorina morum	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Dinophyceae	Peridinium	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Oscillatoriales	Planktothrix rubescens	6
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Desmidiales	Staurostrum	1
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Centrales	Stephanodiscus	3
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Pennales	Synedra acus	2
ammersee_tiefst	1997	3	11	Phytoplankton	Pennales	Tabellaria flocculosa	2

Abb. 14: Abgewandelte MySQL-Tabelle zur Verwaltung der biologischen Messdaten aus dem Ammersee-Einzugsgebiet (Screenshot aus der PHPMysqlAdmin-Umgebung des XAMPP-Systems)

die Berechnung komplexer Modellschritte, selbst bei Hardware-begründeter verminderter nomineller Rechenleistung im Vergleich zu einem Webserver. Alle in dieser Dissertation beschriebenen Modellvarianten konnten auf einem handelsüblichen PC mit Rechenzeiten unter 15 Minuten ausgeführt werden.

Zwei Sonderfälle im Hinblick auf die Datenstruktur führten dazu, dass Daten nicht sinnvoll in der in Abbildung 13 (S. 36) dargestellten Tabellenstruktur abgelegt werden konnten und stattdessen leicht abgewandelte Tabellen verwendet wurden. Hierzu gehören einmal die biologischen Parameter, wie etwa die Häufigkeiten der beobachteten Planktonarten in einem See, für deren Speicherung ein Parameter-Feld nicht ausreichend war. Um sowohl einzelne Arten als auch eine gesamte Gattung dynamisch in die Modellierung und Auswertung einbeziehen zu können, wurde anstatt der Tabelle *messung* die in Abbildung 14 exemplarisch dargestellte erweiterte Tabellenstruktur mit zusätzlichen Parameterspalten verwendet, die Verknüpfungen mit der in Abbildung 13 (S. 36) dargestellten Tabelle *standort* blieb erhalten.

Eine weitere Sonderlösung war für die Klimaprojektionsdaten der REMO-UBA-Szenarien notwendig, die für die Modellierung der zukünftigen Entwicklung des Ökosystems Ammersee verwendet wurden. Hierzu wurde von DORJPUREV (unveröffentlicht) eine Tabellenstruktur entwickelt, die eine optimale und maximal automatisierte Überführung der REMO-Daten aus dem CDF-Format in die MySQL-Datenbank ermöglicht (vgl. hierzu auch Kapitel 4.2). Das Grundprinzip der zeitlichen Indizierung der Daten bleibt dabei er-

halten, so dass die REMO-Klimadaten auf dieselbe Art und Weise wie die Messdaten in das PHP-basierte Ökosystemmodell eingebracht werden können.

Die in diesem Kapitel beschriebenen Modellbestandteile wurden in PHP implementiert. Da PHP über eine Grafikumgebung verfügt, konnten auch Teile der Visualisierung im Rahmen der vorliegenden Dissertation automatisiert werden, so zum Beispiel die Liniendiagramme mit Trendberechnung bzw. Sinusapproximierung für alle beobachteten Phytoplanktonarten (s. Kapitel 5.2.11). Die Programmierung der Diagramm-Grafiken fußt auf den von KANNENGISSER & KANNENGISSER (2007) vorgestellten Skripten, die stark angepasst und erweitert wurden. Komplexere Visualisierungsarten in dieser Dissertation wurden mit aus der Datenbank ausgeleiteten Messdaten manuell realisiert mit Microsoft Excel, ArcGIS sowie der Statistik-Programmiersprache R. Hauptreferenz für die verwendeten Data-Mining-Methoden war das Standardwerk von HAN et al. (2012). Die daraus entnommenen und stark individualisierten Methoden wurden in abgewandelter Form in PHP bzw. in den Voranalysen in Microsoft Excel implementiert.

### **5.2.2 Machine-Learning-basierte Zeitreihenmodellierung durch Regressionsanalyse und Differentialrechnung**

Basierend auf den Ergebnissen der manuellen Voranalysen wurde ein Modell erstellt, das es erlaubt, anhand gefundener Zusammenhänge zwischen Zeitreihen verschiedener Messdaten Simulationswerte zu berechnen. In einem ersten Schritt diente hierbei eine einfache statistische Regressionsanalyse als Indikator dafür, wie Erfolg versprechend ein solches Vorhaben ist bzw. wie stark der statistische Zusammenhang zwischen zwei Variablen ist. Im zweiten Schritt wurden Methoden der mathematischen Differentialrechnung verwendet, um die Veränderungen eines Datensatzes von einem Zeitschritt zum nächsten zu beschreiben. Die hieraus entstandenen Differentialwerte ergeben für sich wieder eine Zeitreihe, die mit statistischen Methoden analysiert werden kann. Ziel ist, ausgehend von einer Zeitreihe vorhandener Messdaten des Parameters A und einem initialen Messwert des Parameters B, die Zeitreihe von Parameter B mit berechneten Simulationswerten zu füllen.

Im vorliegenden Fall soll ein Berechnungsweg gefunden werden, der es erlaubt, aus mehrmals täglich gemessenen Lufttemperaturwerten einer in der Nähe eines Sees gelegenen Wetterstation die Wasseroberflächentemperatur des Sees zu berechnen. Der erste Schritt, die Regressionsanalyse, wurde für den Ammersee in Tabelle 2 (S. 29) bereits durchgeführt. Hierbei wurde mit einem positiven Korrelationskoeffizienten von 0.90 ein ausreichender statistischer Zusammenhang der beiden Zeitreihen belegt. Auch eine Korrelation der je nach Jahreszeit zu kalibrierenden Werte der ersten Ableitungen der beiden Zeitreihen wurde in den manuellen Voranalysen belegt, wie unter Anderem aus Abbildung 11 (S. 33) hervorgeht. Ferner wurde in Abbildung 12 (S. 34) dargestellt, dass die Differenz der gleichskaligen (d.h. in der Einheit  $^{\circ}C$  gemessenen) Einzelwerte der beiden Zeitreihen die Entwicklung der Wasseroberflächentemperatur des Ammersees steuert. Vereinfacht bedeutet dies, dass die Wasseroberflächentemperatur ansteigt, wenn die Lufttemperatur oberhalb der aktuellen

Wasseroberflächentemperatur liegt, und dass sie sinkt, wenn die Luft kälter ist als die oberflächliche Wasserschicht.

Um mit dieser Methodik zu einer befriedigenden Berechnungslogik zu gelangen, muss zunächst eine mathematische Gleichung zur Berechnung der Simulationswerte entwickelt werden. In dieser Gleichung sollen nur Variablen vorkommen, die für Zeitreihen stehen, deren Werte für die zu berechnende Zeitspanne in der nötigen Auflösung vorkommen (also im konkreten Fall nur die Lufttemperatur), sowie eine möglichst niedrige Zahl zusätzlicher Parameter, die als Summanden, Faktoren oder Exponenten in die Berechnung eingehen. Derartige Parameter können auf drei verschiedenen Wegen definiert werden:

- Sie können mit einem festgelegten Fixwert belegt werden, der zum Beispiel aus physikalischen Gründen sinnvoll ist (wie etwa bei Wassertemperaturmessungen  $0^{\circ}C$  als Gefrierpunkt oder  $4^{\circ}C$  als Punkt maximaler Dichte).
- Sie können mit einem Wert vorbelegt (zum Beispiel einem statistischen Kennwert der Zeitreihe) und anschließend durch eine Optimierungsfunktion angepasst werden.
- Sie können ohne festen Ausgangswert einen Wert aus einem vordefinierten Intervall annehmen. Hierbei wird der bestmögliche Wert durch eine Optimierungsfunktion gefunden, die das Intervall in festgelegten Einzelschritten durchläuft und den Wert zurückliefert, der die besten Ergebnisse liefert (d.h. die Simulationswerte, die in der Gesamtschau am besten mit den gemessenen Werten im Validierungszeitraum übereinstimmen).

Als Validierungszeitraum kann ein beliebiger, möglichst langer Zeitraum verwendet werden, in dem Messwerte sowohl der Ausgangswerte der Modellberechnung (hier: der Lufttemperatur) als auch der vom Modell zu berechnenden Werte (hier: der Wasseroberflächentemperatur) vorliegen.

Diese Vorgehensweise des Optimierens einzelner Parameter in einer vordefinierten Gleichung mit Hilfe einer Optimierungsfunktion, d.h. ohne Benutzereingriff, qualifiziert das Modell als Machine-Learning-Anwendung. Theoretisch könnte man sogar die Modellierung durch ein solches Lernverfahren kontinuierlich anpassen und verbessern, wenn man mit jedem neu eintreffenden Datensatz oder mit jeder neuen Datenlieferung eines *Data Streams* einen Versuch der Optimierung des Gleichungssystems initiiert. Dieser Spezialfall des sogenannten *Autonomous Learning* soll jedoch in dieser Arbeit nicht weiter verfolgt werden, da für den vorliegenden Anwendungsfall keine kontinuierlich gemessenen Daten der Wassertemperatur in hoher zeitlicher Auflösung nach 2009 vorlagen, die für eine Weiterverbesserung des Modells herangezogen werden könnten. Deshalb wurde die Optimierung so fokussiert, dass anhand der vorhandenen Daten eine möglichst optimale und statistisch fehlerarme Berechnungsmethode erreicht wird, die für die Simulation einer zukünftigen Entwicklung mithilfe von Lufttemperaturdaten einer Klimasimulation eingesetzt werden kann.

### 5.2.3 Initiale Modellbildung auf Basis der Temperaturzusammenhänge von Luft und Wasser

Für die Aufgabe, tägliche Mittelwerte der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee ausgehend von einem Initialwert sowie täglichen Lufttemperaturdaten einer nahegelegenen Wetterstation zu berechnen, muss zunächst eine allgemeine Gleichung entwickelt werden, die im weiteren Verlauf unter Berücksichtigung der Erkenntnisse bei der Optimierung verfeinert werden kann.

Für den vorliegenden Fall wurde bereits erläutert, dass die Wasseroberflächentemperatur am Tag  $i$  ( $WT_i$ ) aus der Wassertemperatur des Vortages ( $WT_{i-1}$ ) sowie der durchschnittlichen Lufttemperatur am Tag  $i$  ( $LAVG_i$ ) berechnet werden soll. Um den unterschiedlichen spezifischen Wärmekapazitäten von Luft ( $c = 1.005 kJ \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$ ) und Wasser ( $c = 4.182 kJ \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$ ) sowie der Tatsache, dass nur ein Teil des Temperaturgefälles bei der Energieübertragung ausgeglichen wird, Rechnung zu tragen, wird die Differenz aus  $LAVG_i$  und  $WT_{i-1}$  mit einem Faktor ( $0 \leq factor \leq 1$ ) multipliziert. Mit einem noch zu spezifizierenden Rest  $x$ , der als weiterer Summand später näher spezifiziert werden soll, ergibt sich als allgemeine Gleichung:

$$WT_i = WT_{i-1} + LAVG_i \cdot factor + x \quad (5.1)$$

mit

$i$ :  $i$ -ter Simulationsschritt (Tag  $i$  bei täglicher Auflösung)

$WT$ : Wasseroberflächentemperatur

$LAVG$ : Durchschnittliche Lufttemperatur

zu optimierender Parameter  $factor$ , zu definierende Rest  $x$

Da nicht nur das tägliche Lufttemperaturmittel  $LAVG_i$  die Wassertemperatur  $WT_i$  beeinflusst, sondern auch ein hohes Lufttemperaturmaximum  $LMAX_i$  sowie ein niedriges Lufttemperaturminimum  $LMIN_i$  (Abb. 12, S. 34), muss dies ebenfalls in der Berechnung berücksichtigt werden. Hierzu wird der Rest  $x$  in der Gleichung ersetzt durch  $maxfact$  (ein konstanter Wert, der addiert wird, wenn die Differenz zwischen  $LMAX_i$  und  $WT_{i-1}$  größer als der Schwellenwert  $diff$  ist) und  $minfact$  (ein konstanter Wert, der subtrahiert wird, wenn die Differenz von  $WT_{i-1}$  und  $LMIN_i$  größer ist als der Schwellenwert  $diffminus$ ). Damit wird Formel 5.1 erweitert zu:

$$WT_i = WT_{i-1} + LAVG_i \cdot factor - minfact + maxfact \quad (5.2)$$

mit

$i$ :  $i$ -ter Simulationsschritt (Tag  $i$  bei täglicher Auflösung)

$WT$ : Wasseroberflächentemperatur

$LAVG$ : Durchschnittliche Lufttemperatur

zu optimierende Parameter  $factor, minfact, maxfact$

Diese allgemeine Formel ist so zu lesen, dass sofern an dem Tag, für den  $WT$  berechnet werden soll, die Schwellenwerte  $diff$  oder  $diffminus$  überschritten werden, die Parameter

$maxfact$  bzw.  $minfact$  mit einem vorher definierten Wert belegt werden, ansonsten wird  $maxfact = 0$  bzw.  $minfact = 0$  gesetzt.

Da bei der manuellen Analyse festgestellt wurde, dass insbesondere im Frühjahr und im Frühsommer an sehr warmen Tagen (d.h. wenn  $LMAX_i \gg WT_{i-1}$ ) eine gegenüber dem sonst üblichen Wassertemperaturzuwachs eine deutlich verstärkte Erwärmung der Wassertemperatur eintritt (s. Abb. 12, S. 34), wird ein weiterer Faktor  $maxadd$  hinzugefügt, der aktiviert wird, wenn die Differenz von  $LMAX_i$  und  $WT_{i-1}$  größer als der Schwellenwert  $diffmax$  ist (mit  $diffmax > diff$ ). In allen anderen Fällen wird  $maxadd = 0$  gesetzt. Damit ergibt sich als Erweiterung von Formel 5.2:

$$WT_i = WT_{i-1} + LAVG_i \cdot factor - minfact + maxfact + maxadd \quad (5.3)$$

mit

$i$ :  $i$ -ter Simulationsschritt (Tag  $i$  bei täglicher Auflösung)

$WT$ : Wasseroberflächentemperatur

$LAVG$ : Durchschnittliche Lufttemperatur

zu optimierende Parameter  $factor, minfact, maxfact, maxadd$

Im Gegensatz zu diesem Effekt findet im Winter, wenn im Vertikalprofil des Seekörpers nahezu Homothermie herrscht oder bereits eine inverse Schichtung vorliegt, eine deutlich langsamere Reaktion der Wasseroberflächentemperaturen auf die Lufttemperaturen statt als im übrigen Jahr. Der Grund hierfür liegt in der Anomalie der Dichte des Wassers (s. Abb. 15, S. 42), welche ihr Maximum bei  $4^\circ C$  hat. Insbesondere ist der Absolutwert der ersten Ableitung der Dichte des Wassers im Bereich um  $4^\circ C$  minimal. Dies bedeutet, dass eine Erwärmung oder Abkühlung des oberflächlichen Wassers in diesem Temperaturbereich zu einer vergleichsweise geringen Dichteänderung führt und deshalb eine unmittelbare Durchmischung und ein damit einhergehender Temperatúrausgleich mit dem darunterliegenden Wasserkörper wahrscheinlicher ist als der Aufbau einer stabilen Schichtung. Erst ein größerer Energieeintrag in den Seekörper führt zu einer Auflösung der homothermen Verhältnisse beziehungsweise der inversen Schichtung.

Um diesem Fakt Rechnung zu tragen, wird Formel 5.3 nochmals um den Parameter  $lowfact$  erweitert, der dazu dient, bei Unterschreiten einer bestimmten Wasseroberflächentemperatur das Produkt  $LAVG_i \cdot factor$  weiter zu verringern. Dieser zusätzliche Faktor soll bei Unterschreiten des Schwellenwerts  $bound\_winter$  der Wasseroberflächentemperatur aktiviert werden. Nach obiger Annahme gilt  $4^\circ C \leq bound\_winter \leq 8^\circ C$  sowie  $0 < lowfact \leq 1$ , wobei sowohl die Lage von  $bound\_winter$  als auch die Lage von  $lowfact$  mithilfe einer Optimierungsfunktion zur Erzielung bestmöglicher Simulationswerte angepasst werden können. Mit dieser Änderung ergibt sich:

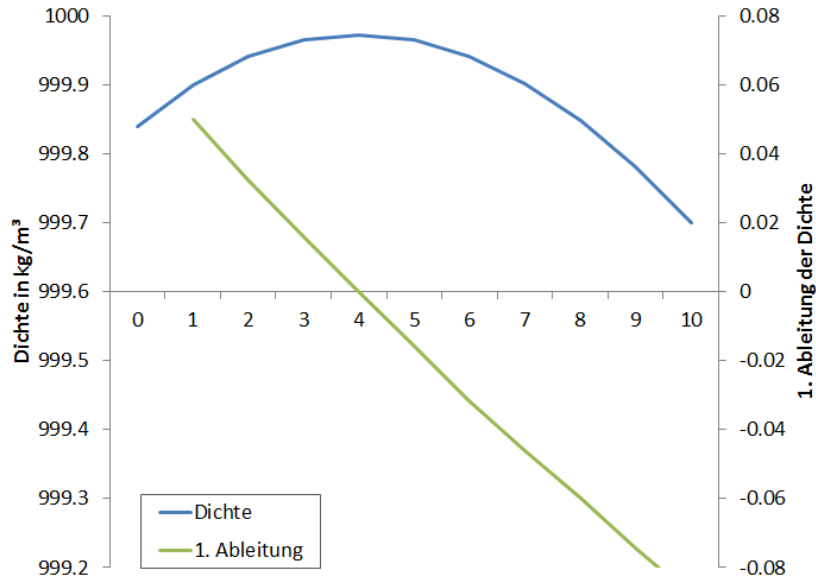


Abb. 15: Dichte von luftfreiem Wasser und 1. Ableitung der Dichte, bei 1013 hPa in Abhängigkeit von der Celsius-temperatur (eigene Darstellung, Datenquelle: KOHLRAUSCH 1996, S. 349)

$$WT_i = WT_{i-1} + LAVG_i \cdot factor \cdot lowfact - minfact + maxfact + maxadd \quad (5.4)$$

mit

$i$ : i-ter Simulationsschritt (Tag  $i$  bei täglicher Auflösung)

$WT$ : Wasseroberflächentemperatur

$LAVG$ : Durchschnittliche Lufttemperatur

zu optimierende Parameter  $factor, lowfact, minfact, maxfact, maxadd$

Eine ähnliche Situation tritt ein, wenn im Hochsommer eine von der Wasseroberfläche bis mehrere Meter in die Tiefe reichende Erwärmung des Wasserkörpers auf Werte von  $WT > 20^\circ C$  stattfindet. Dann führen einzelne Abschnitte niedriger Lufttemperatur (z.B. kurzzeitig auftretende kühlere Witterung oder starke nächtliche Abkühlung) nicht zu einer nachhaltigen Abkühlung der oberen Wasserschicht, sondern der abgekühlte Teil des Wasserkörpers sinkt aufgrund seiner erhöhten Dichte schnell ab, und es wird mit diesem Prozess ein Temperatúrausgleich mit den darunter liegenden wärmeren Wasserschichten initiiert. Es kann sich also nur bei sehr intensiver oder lang andauernder Abkühlung der Lufttemperatur ein nachhaltig messbarer Effekt auf die oberflächliche Wassertemperatur manifestieren. Infolgedessen wurde der Schwellenwert *bound\_summer* eingeführt, bei dessen Überschreiten der Parameter *minfact* in Formel 5.4 auf die Hälfte seines Wertes reduziert wird.

Bisher wurden in Formel 5.1 bis in Formel 5.4 und im darauf aufbauenden Programmcode (S. 150 im Anhang) nur Variablen benannt. Um einen Modellierungslauf ausführen und Simulationswerte für die Wasseroberflächentemperatur berechnen zu können, müssen jedoch alle Variablen mit Werten vorbelegt werden. Der in dieser Arbeit beschriebene Modellierungsansatz geht hierbei von gesetzten Initialwerten aus, die in einem iterativen Prozess

für einen Validierungszeitraum mit ausreichend Wassertemperatur-Vergleichsdaten des gewählten Sees mithilfe einer Optimierungsfunktion solange schrittweise angepasst werden, bis die durchschnittliche Abweichung der modellierten Werte von den real gemessenen Werten ein lokales Optimum erreicht hat.

Hierzu wurden drei Zeiträume verwendet: zur Grobkalibrierung des Modells diente der Zeitraum vom 23.8.2008 bis zum 23.2.2009, da hier von der automatischen Messstation des Projektes LAGO im Ammersee Wassertemperaturdaten und daneben Lufttemperaturmessdaten von einer privaten Station in Dießen in stündlicher Auflösung bereitstanden. Zur anschließenden Feinkalibrierung der Modellparameter wurde der Zeitraum vom 1.3.2004 bis zum 12.11.2007 verwendet. Hier lagen zwar nur in unregelmäßigen Abständen Messwerte der Wasseroberflächentemperatur vor (insgesamt 29 Messungen, durchgeführt vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim), doch es konnte zumindest weiterhin auf stündliche Lufttemperaturdaten der privaten Messstation in Dießen zurückgegriffen werden.

Zur Validierung des Modells wurde der Zeitraum vom 20.7.1992 bis zum 9.12.2007 verwendet, zur nachfolgenden Feinoptimierung des Modells wurde dieser Zeitraum noch bis zum 30.9.2010 erweitert. Hier lagen jeweils Lufttemperaturmessdaten mit drei täglichen Messwerten von der DWD-Station Wielenbach (bzw. vor dem 31.1.1999 von der 4 km nördlich auf gleicher Meereshöhe gelegenen Station Raisting) vor, sowie wiederum per Hand gemessene Werte für die Wasseroberflächentemperatur im Ammersee vom Wasserwirtschaftsamt in Weilheim. Die Festlegung der Initialwerte sowie der Ablauf der Optimierungsfunktion sind in Kapitel 5.2.4 und 5.2.5 im Detail beschrieben, das resultierende Modell ist in Kapitel 5.2.6 dargestellt.

#### **5.2.4 Optimierungsfunktion für das Luft-Wasser-Temperaturmodell**

Bevor das in 5.2.3 skizzierte Modell zum Einsatz kommen kann, müssen sämtliche Parameter in Formel 5.4 sowie alle Schwellenwerte, die diese aktivieren bzw. deaktivieren, mit Werten belegt werden. Hierbei werden zunächst Initialwerte definiert, die entweder aus statistischen Kennzahlen der vorliegenden Temperaturdaten oder aus den physikalischen Eigenschaften des Wassers abgeleitet sind. Dann wird mit diesen Initialwerten eine Simulation der Temperaturentwicklung an der Wasseroberfläche durchgerechnet. Die dabei erhaltenen Tageswerte werden anschließend mit den real gemessenen Wassertemperaturwerten abgeglichen und es wird der durchschnittliche Fehler (d.h. die betragsmäßige Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten an einem Tag) für die vorliegende Modellkonfiguration bestimmt. Anschließend wird eine Optimierungsfunktion eingesetzt, um die Parameterwerte empirisch anzupassen, so dass die durchschnittliche betragsmäßige Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten ein Minimum erreicht. Die verwendete Optimierungsfunktion soll nachfolgend beschrieben werden.

Die Optimierung der Parameter- und Schwellenwerte in Formel 5.4 birgt einige Herausforderungen. Zum einen führt der sequentielle Rechenweg des Modells, bei dem der berechnete Wasseroberflächentemperaturwert des Vortages direkt in die Berechnung der Wassertem-



peratur des aktuellen Tages eingeht, dazu, dass für jede zu testende Modellkonfiguration die Simulation für den vollen Testzeitraum durchgerechnet werden muss. Zum anderen führt die Vielzahl an Variablen (5 Parameter plus 5 Schwellenwerte, also insgesamt 10) dazu, dass eine Optimierungsfunktion aus Komplexitätsgründen in ihrem Abdeckungsreich stark eingeschränkt werden muss. Geht man nämlich davon aus, dass es für jeden zu optimierenden Parameter oder Schwellenwert eine Menge von 100 theoretisch möglichen Ausprägungen gibt (z.B. für einen Parameter  $p$ , der im Wertebereich  $0 \leq p \leq 1$  liegt, werden alle Dezimalwerte im Intervall mit dem Abstand 0.01 getestet), so würde die Bestimmung des globalen Minimums des betragsmäßigen Fehlers der Modellrechnung dazu führen, dass die Simulation  $100^{10}$  Mal vollständig durchgerechnet werden müsste. Gemäß der informatischen Komplexitätstheorie bedeutet dies eine in Abhängigkeit von den Modellparametern exponentielle Komplexität, die auf handelsüblichen Desktop-Rechnern nicht ohne massiven Zukauf von Rechenleistung in einem Rechenzentrum oder in einer cloudbasierten Architektur beherrschbar ist.

Deshalb wurde bei diesem Modell eine vereinfachte Form der Optimierung gewählt, bei der die Modellparameter und Schwellenwerte sequentiell optimiert werden. Dies führt dazu, dass nicht alle theoretisch möglichen Modellausprägungen betrachtet werden, sondern nur ein kleiner Ausschnitt der Gesamtmenge. Konsequenz dieser Methode, bei der immer nur einzelne Parameter optimiert werden, während alle anderen Parameter fixiert bleiben, ist, dass kein globales Optimum für die Modellkonfiguration bestimmt werden kann. Es kann lediglich ein lokales Optimum in Abhängigkeit von der aktuellen Konfiguration des Modells gefunden werden. Dies hat zum einen zur Folge, dass die vor Beginn der ersten Optimierung gewählten Initialwerte der Parameter einen entscheidenden Einfluss auf die Modellkonfiguration nach Beendigung des Optimierungsvorgangs haben kann, und dass zum anderen die Reihenfolge, in der die Parameter optimiert werden, das gefundene Optimum ebenfalls beeinflussen kann.

Um bereits vor Beginn der ersten Optimierung und damit der Kalibrierung des Modells ein möglichst gutes Initial-Set an Parametern und Schwellenwerten zur Verfügung zu haben, wurden die Initialwerte anhand automatisierter statistischer Datenanalysen aus den Wasseroberflächentemperatur-Messdaten in hoher Auflösung abgeleitet. Das Vorgehen soll im Folgenden näher beschrieben werden.

Da die Variable *factor* in Formel 5.4 mit der Differenz zwischen der Wasseroberflächentemperatur des Vortages und der Lufttemperatur des aktuellen Tages multipliziert wird, stellt sie einen kalibrierenden Faktor dar, der angibt, welcher Anteil der Differenz zwischen mittlerer Wasser- und Lufttemperatur an einem Tag ausgeglichen wird. Hierzu wurde für jeden Tag des Kalibrierungszeitraums der Absolutbetrag der Änderung der Wasseroberflächentemperatur und der Lufttemperatur (jeweils Tagesdurchschnittswert) im Vergleich zum Vortag bestimmt. Aus den hieraus erhaltenen Werten wurden jeweils ungewichtete Mittelwerte bestimmt: Die tägliche Änderung der mittleren Lufttemperatur betrug hierbei  $1.64\text{ K}$ , während sich die tägliche Änderung der mittleren Wasseroberflächentemperatur auf  $0.18\text{ K}$  belief. Der Quotient daraus ergibt 0.11, so dass als Initialwert für die Optimierung  $factor = 0.11$  festgelegt wird.

Nach demselben System wurden die Initialwerte für *minfact* und *maxfact* festgelegt, wobei hier der durchschnittliche Wert aller positiven Änderungen der Wasseroberflächentemperatur (*maxfact*) sowie der durchschnittliche Wert aller negativen Änderungen der Wasseroberflächentemperatur (*minfact*) von einem Tag zum nächsten bestimmt wurde. Hierbei ergab sich  $maxfact = 0.19$  und  $minfact = 0.18$ .

Da *maxfact* dann aktiviert wird, wenn die Differenz aus dem Lufttemperaturmaximum des aktuellen Tages und der Wasseroberflächentemperatur des Vortages den Schwellenwert *diff* überschreitet, musste auch letzterer mit einem Initialwert belegt werden. Hierzu wurde für jeden Tag des Kalibrierungszeitraums die Differenz zwischen dem Lufttemperaturmaximum und der Wasseroberflächentemperatur bestimmt. Die einfache Standardabweichung der erhaltenen Werte wurde als initialer Wert für *diff* festgelegt. Analog wurde die einfache Standardabweichung der Differenzen zwischen Wasseroberflächentemperatur und Lufttemperaturminimum als Initialwert für *diffminus* bestimmt. Damit gingen die Werte  $diff = 4.5\text{ K}$  und  $diffminus = 3.2\text{ K}$  in den ersten Optimierungsvorgang ein. Da im Kalibrierungszeitraum nur ein sehr kurzer Abschnitt im Hochsommer enthalten ist, wurden der Parameter *maxadd* und der zugehörige Schwellenwert *diffmax* noch nicht verwendet.

Mit diesen Werten wurde der erste Optimierungslauf durchgeführt, bei dem zunächst der Parameter *lowfact* iterativ unter Verwendung der obigen Initialwerte bestimmt wurde. Als Schwellenwert *bound\_winter* wurde der Mittelpunkt des in Kapitel 5.2.3 definierten Intervalls, also  $6^\circ\text{C}$  festgelegt - sobald diese Wasseroberflächentemperatur unterschritten wird, wird *lowfact* im Modell aktiviert. Für *lowfact* wurden nun bei konstanten Parametern *maxfact*, *minfact* und *factor* und konstanten Schwellenwerten *diff*, *diffminus* und *bound\_winter* im Abstand von 0.01 alle Werte im Intervall  $0 \leq lowfact \leq 1$  getestet, das heißt, zu jedem der 100 in Frage kommenden Werte wurde eine Simulation der Wasseroberflächentemperaturen durchgerechnet und der durchschnittliche betragsmäßige Abstand von den gemessenen Wassertemperaturwerten bestimmt. Der niedrigste Abstand ergab sich bei  $lowfact = 0.25$ , was als Initialwert festgelegt wurde. Es ergab sich eine durchschnittliche Abweichung der Simulationswerte von  $0.51\text{ K}$  von den realen Messwerten. Die Abweichungen  $a_i$  der Simulationswerte von den Messwerten bewegten sich dabei in einem Intervall von  $-1.47\text{ K} \leq a_i \leq 2.30\text{ K}$ .

Im folgenden Schritt wurde jeder Parameter mit derselben Metrik optimiert, das heißt, bei Konstanthaltung aller weiteren Parameter und Schwellenwerte wurden im Intervall zwischen 0 und 1 in Schritten von 0.01 alle Werte durch Berechnung einer kompletten Wasseroberflächentemperatursimulation getestet und jeweils der Wert, der zum geringsten betragsmäßigen Fehler führt, notiert und für die weiteren Optimierungsschritte beibehalten. Die Schwellenwerte *diff* und *diffminus* wurden auf dieselbe Art und Weise optimiert, mit dem einzigen Unterschied, dass hier in einem größerem Intervall, jeweils zwischen 0 und 10, alle Werte in Schritten von 0.1 getestet wurden. Es ergaben sich also auch hier 100 Vergleiche pro zu optimierendem Wert.

Bei der Optimierung ergaben sich die jeweils besten Ergebnisse mit folgenden Werten (die Reihenfolge der Aufzählung entspricht der Reihenfolge der Optimierung):

- factor = 0.08
- diff = 4.5
- diffminus = 3.1
- maxfact = 0.18
- minfact = 0.18
- lowfact = 0.25 (keine Optimierung)

Mit dieser Modellkonfiguration wurde der durchschnittliche betragsmäßige Fehler der berechneten Werte im Vergleich zu den gemessenen Werten von  $0.51\text{ K}$  auf  $0.47\text{ K}$  reduziert. Die Abweichungen  $a_i$  der Simulationswerte von den Messwerten bewegten sich in einem Intervall von  $-1.85\text{ K} \leq a_i \leq 1.91\text{ K}$ , was ein deutlich ausgeglicheneres Bild liefert als die maximalen Abweichungen unter Verwendung der Initialwerte. Gestützt wird diese Bewertung vom Mittelwert der Abweichungen, der bei  $0.01\text{ K}$  liegt, sowie dem Median-Wert von  $0.00\text{ K}$ . Die modellierten Werte der Wasseroberflächentemperatur sowie die Abweichungen von den gemessenen Werten sind in täglicher Auflösung in Abbildung 16 (S. 47) visualisiert. Die deutlich zu niedrig berechneten Werte zu Beginn des Kalibrierungszeitraums beruhen auf die Deaktivierung des Parameters *maxadd*.

Mit diesen Werten wurde der zweite Optimierungslauf gestartet, für den Daten des Zeitraumes vom 1.3.2004 bis zum 12.11.2007 verwendet wurden. Da hier nur insgesamt 29 Kontrollmesswerte der Wasseroberflächentemperatur in unregelmäßigen Abständen vorlagen, wurde die Optimierungsfunktion dahingehend angepasst, dass nur die Simulationswerte dieser 29 Tage zum Test der Modellergebnisse herangezogen wurden. Insofern kann nur bestimmt werden, ob diese vorliegenden Werte von der Modellsoftware korrekt berechnet wurden bzw. wie groß die dabei aufgetretenen Fehler sind. Die Beurteilung der Güte der gesamten Simulation ergibt sich daraus jedoch nur mittelbar, da einzelne Ausschläge oder kurzzeitige Fehlresultate aufgrund des Mangels an Kontrollwerten nicht sicher entdeckt werden können. Bei einer derart langen Validierungsphase und insgesamt 1352 rekursiv berechneten Werten, bei denen sich Fehler in der Modellierungslogik oder der Parameterkonfiguration unweigerlich von einem Wert zu allen folgenden fortpflanzen würden, kann jedoch auch mit dieser Validierungsmetrik von Ergebnissen ausgegangen werden, die geeignet sind, die Modellierung weiter zu verbessern und Fehlerfortpflanzung sowie daraus resultierende unfundierte Trendbildung zu vermeiden.

Beim ersten Modellierungslauf im erweiterten Zeitraum traten zum Teil große Abweichungen der Simulationswerte von den gemessenen Werten auf, die bis zu  $15\text{ K}$  betrugen - die durchschnittliche Abweichung belief sich auf  $4.3\text{ K}$ . Deshalb wurde nun auch der zusätzliche Parameter *maxadd* aktiviert, wobei er für den Initiallauf auf den doppelten Wert von

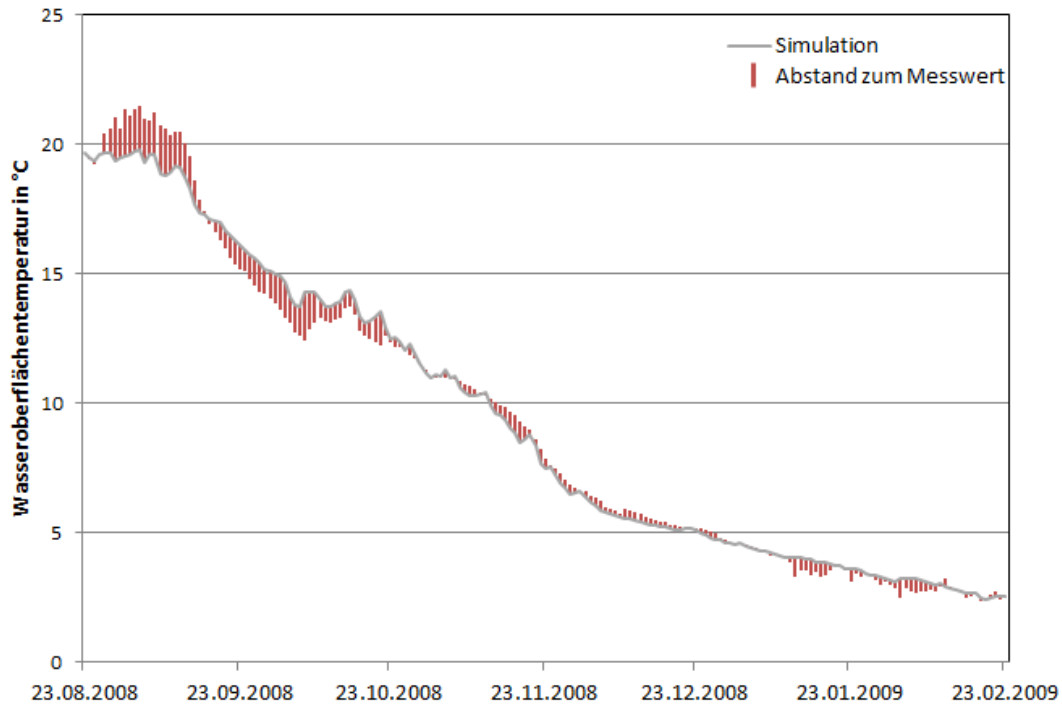


Abb. 16: Abweichung der Simulationswerte (graue Linie) von den gemessenen Werten (roter Bereich) im 1. Kalibrierungslauf vom 23.8.2008 bis zum 23.2.2009 (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte von Limnologischer Messstation des Projektes LAGO, Simulationswerte aus eigenem Modell)

*maxfact* gesetzt wurde, was nach obiger Bestimmungsvorschrift anschaulich der zweifachen Standardabweichung der Differenzen zwischen den täglichen Lufttemperaturmaxima und den täglichen Wasseroberflächentemperaturen entspricht. Analog wurde *diffmax* auf den doppelten Wert von *diff* gesetzt. Damit wird *maxadd* = 0.36 ab einem Schwellenwert *diffmax* = 9 K aktiviert. Mit der Implementierung dieses zusätzlichen Parameters und Schwellenwertes wurde die durchschnittliche Abweichung auf 1.2 K reduziert, die maximale Abweichung auf 3.4 K. Eine unmittelbar anschließende Optimierung von *maxadd* mit der gleichen Methodik wie im ersten Kalibrierungslauf reduzierte die durchschnittliche Abweichung weiter auf 1.0 K, die maximale Abweichung auf 3.2 K.

Die großen Maximalabstände einzelner Simulationswerte von den Messwerten gaben Anlass dazu, einen weiteren Optimierungslauf der Modellparameter durchzuführen und diesen mit neuen Kriterien zu versehen, damit insbesondere an Zeitpunkten mit großen Abweichungen ein besseres Modellierungsergebnis erzielt wird. So wurde als zusätzliches Kriterium für das Akzeptieren eines optimierten Parameterwertes eingeführt, dass sich die Maximalwerte sowohl der positiven als auch der negativen Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten nicht verschlechtern dürfen. Mit dieser Logik wurden die Parameter *factor* und *lowfact* optimiert, was zu einer Verbesserung hin zu einer durchschnittlichen Abweichung von 0.9 K sowie einer Maximalabweichung von 2.5 K führte. Der Mittelwert der Abweichungen betrug  $-0.18\text{ K}$ , der Median lag bei  $-0.02\text{ K}$ . Der Optimierungsversuch für *minfact* und *maxfact* führte zu keiner weiteren Verbesserung mehr. Damit ergaben sich am Ende der Optimierung im 2. Kalibrierungslauf folgende Werte:

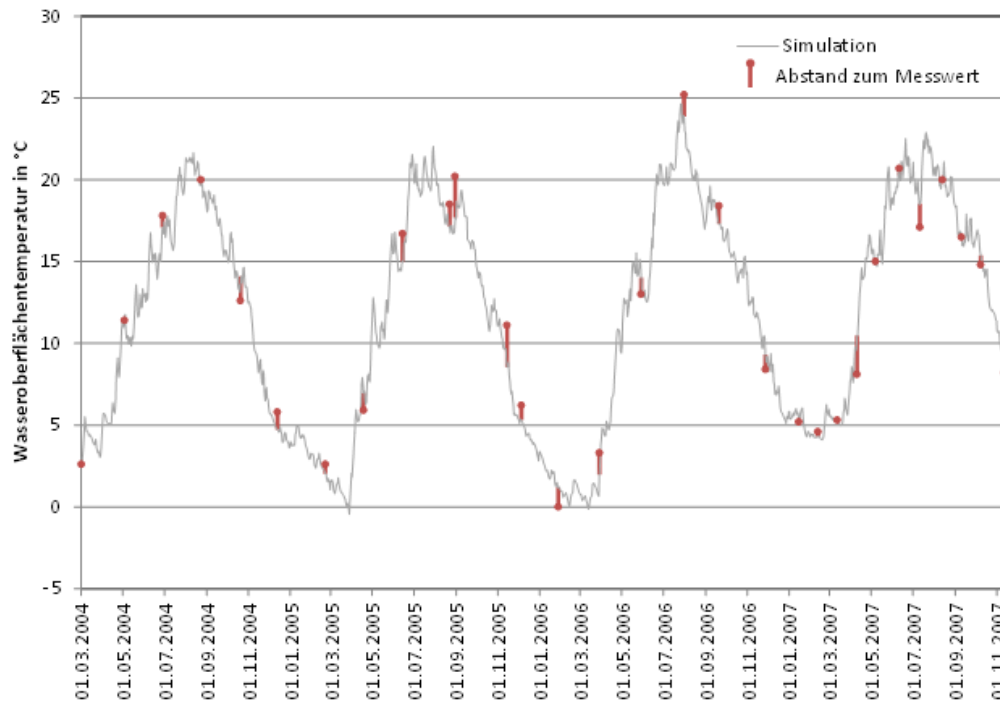


Abb. 17: Abweichung der Simulationswerte (graue Linie) von den gemessenen Werten (rote Indikatoren) im 2. Kalibrierungslauf vom 1.3.2004 bis zum 12.11.2007 (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

- $\text{maxadd} = 0.60$
- $\text{lowfact} = 0.39$
- $\text{factor} = 0.14$
- $\text{maxfact} = 0.18$  (keine Verbesserung bei der Optimierung)
- $\text{minfact} = 0.18$  (keine Verbesserung bei der Optimierung)
- $\text{diff} = 4.5$  (keine Optimierung)
- $\text{diffminus} = 3.1$  (keine Optimierung)
- $\text{diffmax} = 9.0$  (keine Optimierung)

Die Abweichungen der berechneten Werte von den gemessenen Werten nach dem 2. Optimierungslauf sind in Abbildung 17 dargestellt. Darin ist gut ersichtlich, dass es zu allen Jahreszeiten sowohl Simulationswerte gibt, die weniger als  $0.5\text{ K}$  von den gemessenen Werten differieren, als auch berechnete Werte, die mehr als  $2\text{ K}$  abweichen. Das bedeutet einerseits, dass kein systemischer Fehler vorzuliegen scheint und eine insgesamt gute Berechnungslogik vorliegt, es aber andererseits auch noch Potential zur weiteren Verbesserung der Modellierung wie auch der Optimierungsfunktion gibt.

Um die Modellrechnung weiter zu verbessern, wurden mehrere Versuche unternommen, die Optimierungsfunktion anzupassen. Da bei einem sequentiellen Ablauf einzelner Opti-

mierungen die Reihenfolge, in der die Parameter optimiert werden, einen entscheidenden Einfluss auf das Endergebnis hat, wurden drei Optimierungsläufe hintereinandergeschaltet, in denen jeweils die Parameter in unterschiedlicher Reihenfolge angepasst wurden. Außerdem wurden die Schwellenwerte *diffmax*, *diff* und *diffminus* ebenfalls in die Optimierung einbezogen. Damit konnte die Maximalabweichung der errechneten Werte von den Messwerten auf  $2.3\text{ K}$  reduziert werden. In den darauffolgenden Validierungslauf floss dann das folgende Resultat der beschriebenen Optimierung ein:

- factor = 0.02
- lowfact = 0.18
- minfact = 0.23
- maxfact = 0.25
- diff = 3.3
- diffminus = 4.1
- diffmax = 6.0
- maxadd = 0.32

Der Validierungslauf wurde für den Zeitraum vom 20.7.1992 bis zum 9.12.2007 durchgeführt. Es standen für die Wasseroberflächentemperatur des Ammersees wiederum Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim zur Verfügung (insgesamt 198 Messtage, Abstand der Messungen: 1-6 Wochen). Da für die Lufttemperatur keine hochauflösenden Daten von derselben Station (Dießen-Obermühlhausen) für den kompletten Zeitraum vorlagen, musste auf drei Mal täglich gemessene Werte vom Deutschen Wetterdienst (DWD) der Stationen Wielenbach und Raisting zurückgegriffen werden.

Eine Auswertung der Ergebnisse des ersten Testlaufs zeigte große Abweichungen der Simulationswerte von den gemessenen Werten: Die mittlere betragsmäßige Abweichung betrug  $1.8\text{ K}$ , der Mittelwert der Abweichungen lag bei  $-1.6\text{ K}$  (Median bei  $-1.5\text{ K}$ ). Die relativ großen Abweichungen sowie die einseitige Konzentration der Abweichungen im negativen Bereich (84% der Abweichungswerte sind  $< 0$ ) kann auf die verringerte zeitliche Auflösung der Temperaturmesswerte zurückgeführt werden. Wie in Kapitel 5.1.2 bereits gezeigt wurde, führt eine Reduktion der Messwertauflösung von 24 täglichen Werten auf 3 tägliche Werte zu einer deutlichen Verkleinerung der Tagesamplitude der Messwerte und damit einhergehend zu einer Annäherung der auswertbaren Maximal- und Minimalwerte der Lufttemperatur. Das wirkt sich im vorliegenden Fall ebenfalls auf das Ergebnis der Modellrechnung aus, da in dem entwickelten Modell die Tagesmaxima und -minima in die Berechnung eingehen.

Die Auswertung dieses Modellierungsergebnisses zeigt also, dass die bereits fein justierte Optimierung des Modells dazu führt, dass dieses sehr empfindlich auf Änderungen in

den Eingabedaten (hier: in der zeitlichen Auflösung der Lufttemperaturdaten) reagiert. Deshalb muss bei der Kalibrierung und Validierung dieses Modells darauf geachtet werden, dass entweder von Beginn an nur Daten derselben Dimensionalität verwendet werden, oder es muss nach einer Veränderung an den Eingabedaten erneut eine Kalibrierung des Modells mit den neuen Daten mithilfe der zur Verfügung gestellten Optimierungsfunktion durchgeführt werden. Letzteres wurde mit den vorliegenden Daten ausgeführt, und es wurde dabei eine mittlere betragsmäßige Abweichung von  $1.0\text{ K}$  erreicht, bei einer durchschnittlichen Abweichung von  $-0.26\text{ K}$  (Median bei  $-0.18\text{ K}$ ). Die Abweichungswerte  $a_i$  bewegten sich dabei im Intervall von  $-4.9\text{ K} \leq a_i \leq 3.4\text{ K}$ . Die finale Faktorenkonfiguration nach Optimierung von *factor*, *lowfact*, *minfact*, *maxfact* und *maxadd* stellt sich wie folgt dar:

- *factor* = 0.02
- *lowfact* = 0.10
- *minfact* = 0.30
- *maxfact* = 0.26
- *diff* = 3.3
- *diffminus* = 4.1
- *diffmax* = 6.0
- *maxadd* = 0.28

Die mit dieser Modellkonfiguration errechneten Simulationswerte wurden anschließend manuell auf Fehler, Unregelmäßigkeiten sowie punktuelle Häufungen von Abweichungen geprüft, um daraus mögliche Schwächen und in Konsequenz Verbesserungsmöglichkeiten der Optimierungsfunktion abzuleiten. Diese Schritte sind in Kapitel 5.2.5 dargestellt.

### 5.2.5 Manuelle Analysen und daraus resultierende Verbesserung der Optimierungsfunktion

Um die Fehleranfälligkeit und insbesondere die konkreten Schwachpunkte des in Kapitel 5.2.4 beschriebenen Modells sowie der zugehörigen Optimierungsfunktion zu erkennen, wurden anhand der Simulationsdaten aus dem Zeitraum vom 20.7.1992 bis zum 9.12.2007 verschiedene Analysen durchgeführt. Auf Basis dieser Betrachtungen wurde im Folgenden die Optimierungsfunktion überarbeitet. Ziel war dabei, eine verbesserte Modellrechnung nicht nur im Sinne von Durchschnittswerten und mittleren statistischen Fehlern zu erreichen, sondern auch phasenweise auftretende überdurchschnittliche Abweichungen der modellierten Daten von den Messdaten zu minimieren. Außerdem sollten wichtige Kennwerte aus den Messdatenreihen, wie zum Beispiel im Sommer erreichte Wassertemperaturmaxima oder im Winter auftretende Zeiträume mit Eisbedeckung, korrekt in der Simulation

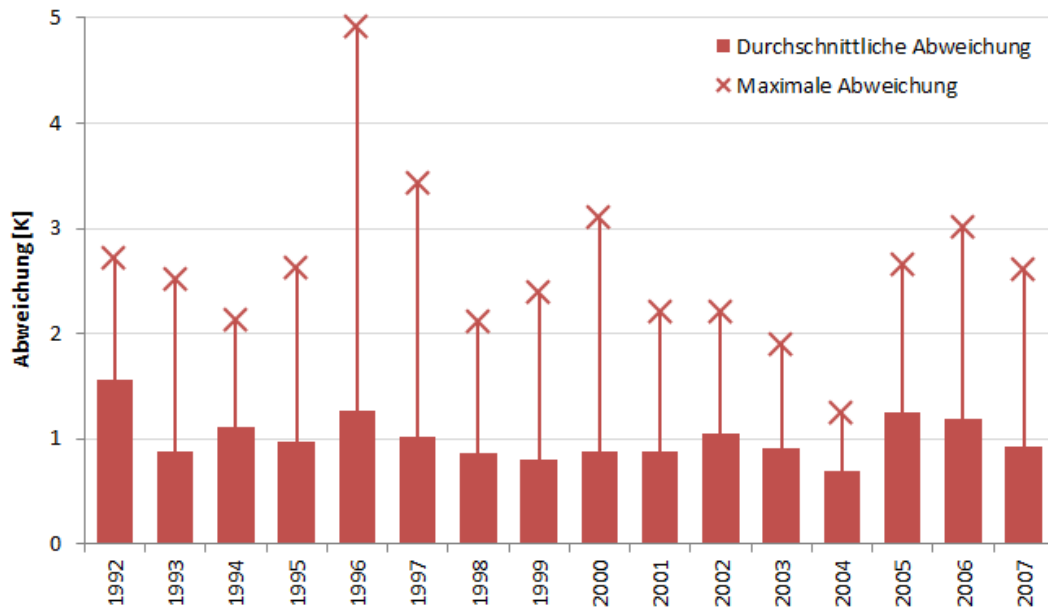


Abb. 18: Durchschnittswerte (rote Säulen) und Maximalwerte (rote Kreuze) der betragsmäßigen Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten der Wasseroberflächentemperatur pro Jahr vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte von Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

dargestellt werden. Detailanalysen der Modellierungsergebnisse und insbesondere punktuell auftretender besonders großer Fehlerwerte sowie daraus abgeleitete konkrete Ansätze zur Verbesserung der Modellierung wurden hierbei von RITTGER (unveröffentlicht) erarbeitet.

Zunächst wurden die betragsmäßigen Abweichungen der Simulationswerte von den Messdaten der Wasseroberflächentemperatur jahresweise aggregiert, um die Zeitpunkte des Auftretens besonders großer Differenzen nachvollziehen zu können. In Abbildung 18 sind sowohl die durchschnittlichen als auch die maximalen betragsmäßigen Abweichungen für jedes Jahr des Kalibrierungszeitraums aufgetragen. Es fällt hierbei auf, dass die durchschnittliche Abweichung im Jahr 1992 mit  $1.57\text{ K}$  mehr als doppelt so hoch ausfällt wie im Jahr 2004 ( $0.69\text{ K}$ ). Gleichwohl belegt die Darstellung auch, dass der rekursive Berechnungsweg im Modell nicht zu einem Aufschaukeln der Fehlerwerte im Verlauf der Simulation führt: es gibt keinen zeitlichen Trend im Verlauf der Abweichungswerte, insbesondere tritt der Minimalwert der Abweichungen erst im letzten Viertel des Simulationszeitraums auf. Die Beobachtung, dass im langjährigen Verlauf keine Fehlerverstärkung eintritt, wird bei Einbeziehung der Minimal- und Maximalwerte der Abweichungen in die Analyse bestätigt: Abbildung 19 (S. 52) zeigt, dass auch deren Verteilung keine zeitlichen Trends aufweist, es jedoch einzelne Zeitpunkte mit deutlichen Abweichungen in eine Richtung gibt.

In der Summe bedeuten diese Analyseergebnisse, dass zum einen kein Aufschaukeln der Fehlereffekte im Verlauf der Modellrechnung eintritt, was für die grundsätzliche Einsetzbarkeit des Modells spricht. Zum anderen ergeben sie aber auch Ansatzpunkte für weitere Detailanalysen, die wiederum zur Verbesserung der Modellrechnung und -optimierung



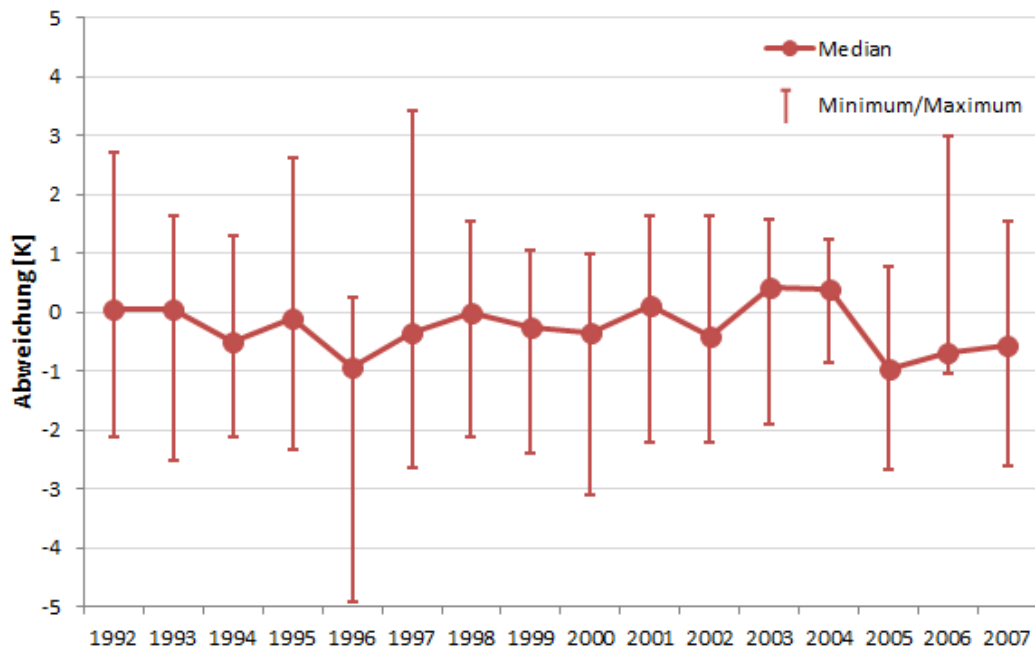


Abb. 19: Medianwerte (rote Punkte), Minimalwerte und Maximalwerte (rote Fehlerindikatoren) der Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten der Wasseroberflächentemperatur pro Jahr vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

verwendet werden können. Um einen detaillierteren Überblick der berechneten Wassertemperaturwerte im Vergleich zu den gemessenen Daten zu erhalten und so wiederkehrende Muster oder besonders große Einzelfehler in der Modellierung zu erkennen, wurden in Abbildung 20 (S. 53) und Abbildung 21 (S. 54) komplette Jahresübersichten erstellt, die die Modellierungswerte als Liniendiagramm in täglicher Auflösung sowie alle Einzelmesswerte der Wassertemperatur als rote Punkte enthalten.

Sehr deutlich ersichtlich ist daraus zum einen, dass im Winter, von Januar bis März, das Modell zu warme Wassertemperaturwerte berechnet. Insbesondere in den Jahren 1993 und 1994, aber auch 2002 fällt dieser Effekt stark auf. Dem gegenüber gibt es keinen Winter, in dem zu niedrige Temperaturwerte modelliert wurden. Die Eisbildung in den besonders kalten Jahren 1997 und 2006 wurde vom Modell nicht korrekt abgebildet - an den beiden Tagen mit nachgewiesener vollständiger Eisbedeckung des Ammersees wurden Wasseroberflächentemperaturen  $\geq 3^{\circ}\text{C}$  berechnet.

In der darauf folgenden Phase der Frühjahrszirkulation fällt in einzelnen Jahren weiterhin auf, dass das Modell zu träge reagiert und sich das oberflächliche Wasser zum Teil bereits viel früher stark erwärmt als vorausgesagt. Auffällig ist dieses Phänomen besonders in den Jahren 1999 und 1996, wobei im letztgenannten Jahr der Fehler eines berechneten Wertes verglichen mit dem Messwert fast 5 K beträgt. Für eine Betrachtung der monatlich oder jährlich aggregierten Temperaturwerte in der Modellierung ist diese kurze zeitliche Verzögerung in der Modellierung (der am 6. Mai gemessene Wert von  $10.8^{\circ}\text{C}$  wird vom Modell genau 13 Tage später erreicht, und bereits der nächste Messwert am 3. Juni wird

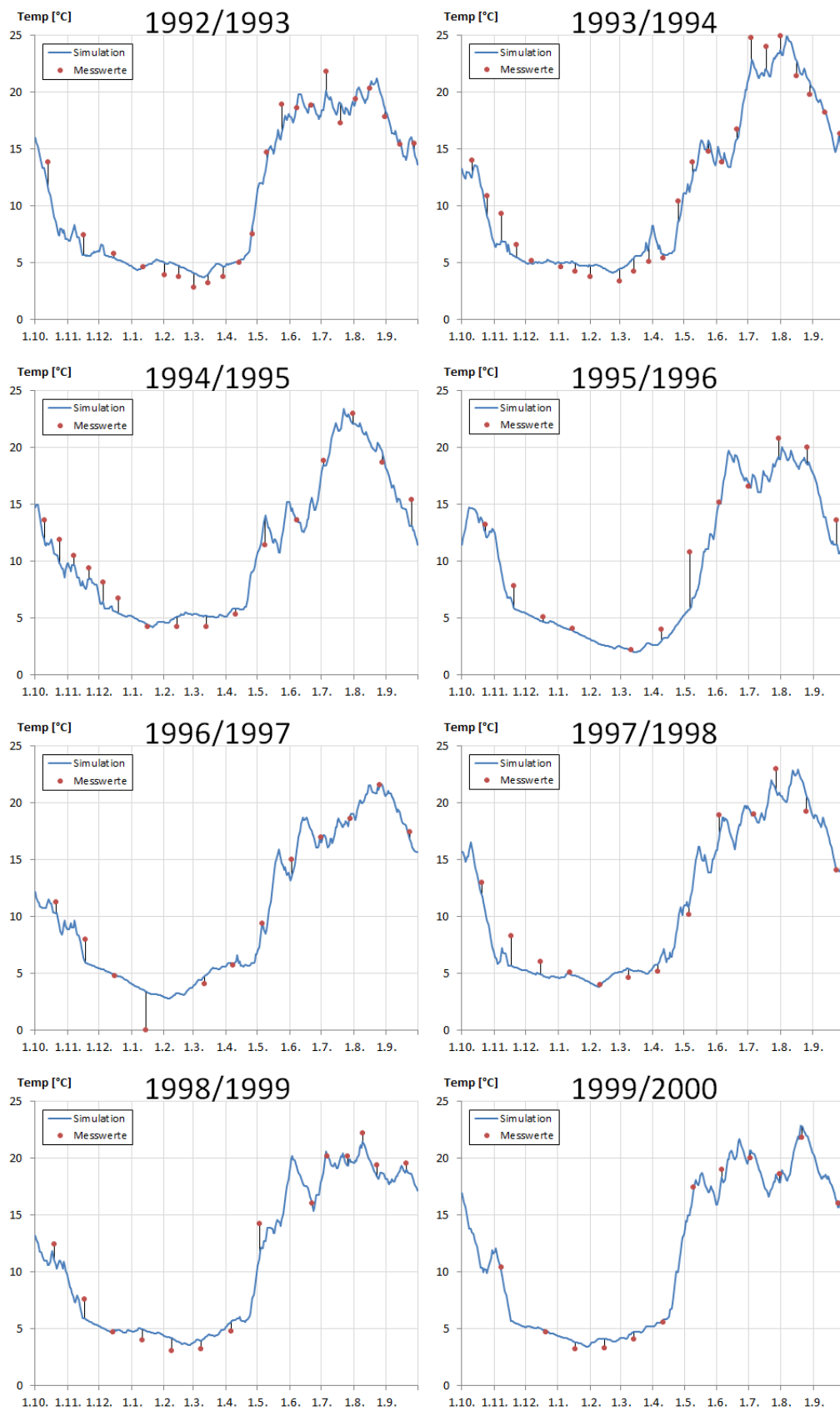


Abb. 20: Vergleich der Messwerte der Wasseroberflächentemperatur und der Simulationswerte vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion, Teil 1: 1992-2000 (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

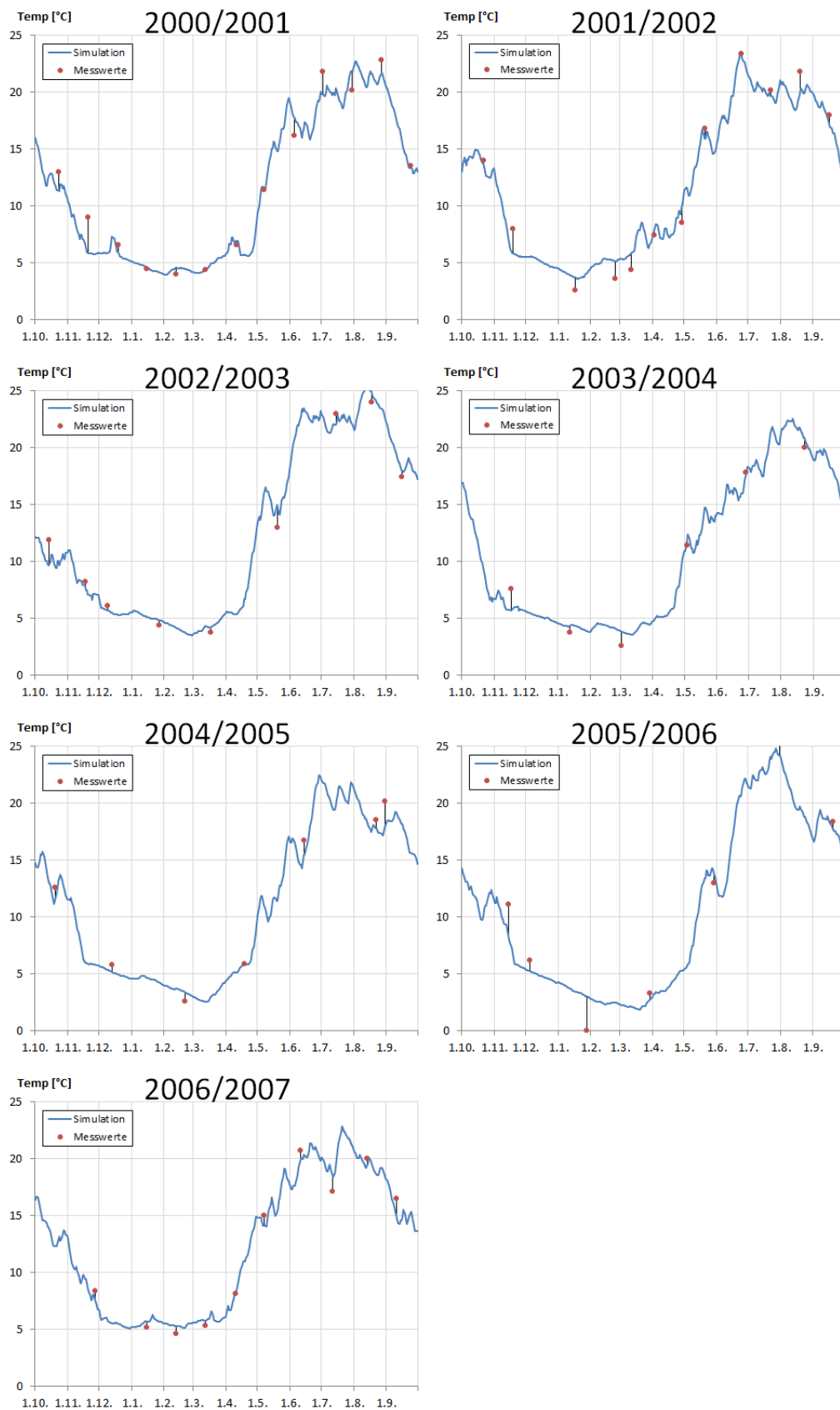


Abb. 21: Vergleich der Messwerte der Wasseroberflächentemperatur und der Simulationswerte vor Neukalibrierung mit überarbeiteter Optimierungsfunktion, Teil 2: 2000-2007 (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

vom Modell wieder mit einer Abweichung von nur  $0.1\text{ K}$  getroffen) nicht kritisch, doch auch hier zeigt sich Potential zur Optimierung des Modells und zur Minimierung des statistischen Fehlers.

Um ein erneut verbessertes Modell zu erreichen, wurden deshalb zwei Maßnahmen ergriffen: Zum einen wurde der Testzeitraum um drei Jahre bis zum 30.9.2010 verlängert, um so möglichst viele Eventualitäten in der Wassertemperaturentwicklung für die Modelloptimierung mit berücksichtigen zu können, zum anderen wurde die Optimierungsfunktion erneut überarbeitet. Hierbei wurden vier Neuerungen eingeführt:

1. Um den idealen Zeitpunkt zu finden, bei dem das Modell vom Sommer-Modus in den Winter-Modus übergeht, wurde nun auch eine Optimierung von *bound\_winter* eingearbeitet. Es werden dabei im Intervall  $4.0^{\circ}\text{C} \leq \text{bound\_winter} \leq 8.0^{\circ}\text{C}$  alle Werte im Abstand von  $0.1\text{ K}$  durchlaufen und anschließend der Wert mit den geringsten durchschnittlichen und betragsmäßigen Abweichungen der Simulationswerte von den gemessenen Werten ins Modell übernommen.

2. Der Modellparameter *factor* wurde in *factor\_up* und in *factor\_down* aufgesplittet, wobei *factor\_up* dann benutzt wird, wenn es zu einer Erhöhung der Wasseroberflächentemperatur kommt, und *factor\_down* bei einer Absenkung. Dies soll den unterschiedlichen spezifischen Wärmekapazitäten von Wasser und Luft noch stärker Rechnung tragen. Vor dem ersten Optimierungslauf wurden beide Parameter mit dem zuvor verwendeten Wert von *factor* = 0.02 belegt.

3. Die bisher strikt sequentiell ablaufende Optimierung einzelner Modellparameter wurde so verändert, dass nun auch zwei Parameter gleichzeitig optimiert werden können. Als erster Einsatzfall wurde hierfür die gekoppelte Optimierung von *factor\_up* und *factor\_down* mit in die Funktion eingebaut. Um die wegen der erhöhten Komplexität des Algorithmus angestiegene Rechenzeit der Optimierungsfunktion zu begrenzen, wurde der Wertebereich für die beiden Modellparameter eingeschränkt: In jeweils 80 Einzelschritten im Abstand von 0.002 werden für beide Parameter alle Werte im Intervall zwischen 0.000 und 0.160 getestet. Daraus ergibt sich eine Gesamtzahl von 6400 Schleifendurchläufen, in denen jeweils eine komplette Simulation des Testzeitraums berechnet und die Abstände der Tageswerte von den gemessenen Werten bestimmt sowie ausgewertet werden müssen. Die selbe Optimierungslogik wurde auch für die Modellparameter *minfact* und *maxfact* angewandt, wobei hier das Intervall von 0.00 bis 0.08 in einer Schrittweite von 0.01 durchlaufen wurde. Es ergeben sich also auch hier 6400 Schleifendurchläufe. Mit diesen Veränderungen erhöhte sich der Zeitbedarf für einen Optimierungslauf bei Nutzung eines (Stand 2009 handelsüblichen) Desktop-PCs von 2 Minuten auf 10 bis 15 Minuten.

4. Die Abstandsfunktion, die berechnet, ob eine Parameterkonfiguration zu einer besseren Modellierung führt als der aktuelle Stand des Modells, wurde spezifisch auf den bisher häufigsten auftretenden Fehler, nämlich zu hoch berechneten Wassertemperaturwerten in den Wintermonaten, angepasst. Nach wie vor wird eine Parameterkonfiguration nur dann als besser klassifiziert, wenn sich sowohl die mittlere Abweichung als auch die betrags-

mäßige Abweichung der Simulationswerte von den gemessenen Werten verkleinert. Sobald die Messwerte der Wassertemperatur  $5.0^{\circ}C$  unterschreiten, werden die Abweichungen nun jedoch fünffach gewichtet. Das führt konkret dazu, dass eine leichte Verschlechterung der Modellierung im Rest des Jahres in Kauf genommen wird, sofern es mit jener Parameterkonfiguration zu einer selektiven Verbesserung der Modellrechnung im Winter kommt. Diese Abwägung wurde getroffen, da bei der Annäherung der Wasseroberflächentemperatur an das Dichtemaximum des Wassers bei  $4.0^{\circ}C$  eine möglichst genaue Modellierung benötigt wird, um die Zirkulations- und Stagnationsverhältnisse in diesem Zeitraum korrekt abbilden zu können.

Nach Durchlauf der überarbeiteten Optimierungsfunktion ergibt sich folgende Modellkonfiguration:

- factor\_up = 0.002
- factor\_down = 0.024
- lowfact = 0.15
- minfact = 0.20
- maxfact = 0.21
- diff = 3.3
- diffminus = 4.1
- diffmax = 6.0
- maxadd = 0.30
- bound\_winter = 5.1

Insgesamt konnte mit dieser Methodik eine leichte Verbesserung der durchschnittlichen betragsmäßigen Abweichung von  $1.0\ K$  auf  $0.98\ K$  erreicht werden. Deutlicher fällt die Verbesserung beim Mittelwert der Abweichungen ins Gewicht. Dieser geht von  $-0.26\ K$  auf  $-0.21\ K$  zurück, dies jedoch bei einer Verschiebung des Median ins Negative (von  $-0.18\ K$  auf  $-0.28\ K$ ). Die maximale positive Abweichung der Modellrechnung bleibt mit  $3.3\ K$  annähernd gleich (vorheriger Wert  $3.4\ K$ ), die maximale negative Abweichung verringert sich von  $-4.9\ K$  auf  $-3.8\ K$ .

Wie jedoch Abbildung 22 (S. 57) exemplarisch für das Jahr 1994 zeigt, geht die Verbesserung der winterlichen Modellierungswerte sowie der durchschnittlichen Abweichungen auf Kosten der Simulationswerte während der Frühjahrszirkulation. Insbesondere im Übergang von der Winterstagnation zur Frühjahrszirkulation berechnet das Modell plötzlich stark überhöhte Werte. Dieser Effekt bildete den Ausgangspunkt für eine letzte Feinjustierung der Optimierungsfunktion, um schließlich zu einer finalen Modellkonfiguration zu gelangen.

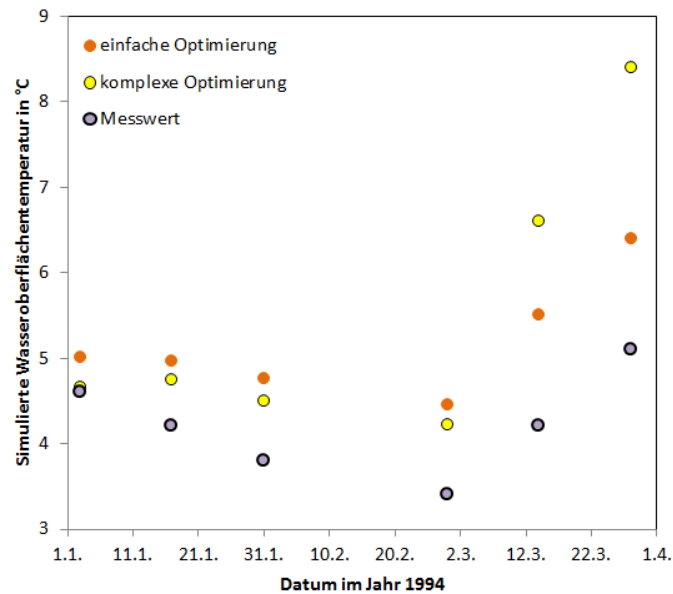


Abb. 22: Abweichungen der berechneten Werte von den gemessenen Werten im Zeitraum Januar-März 1994 bei einfacher sowie komplexer Optimierungsfunktion (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

### 5.2.6 Finales Modell zur Berechnung der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee

Die beiden letzten Veränderungen, die an der Optimierungsfunktion vorgenommen wurden, betreffen zum einen die Art und Weise, wie beurteilt wird, ob mit der aktuell getesteten Parameterkonfiguration eine Verbesserung der Modellierung eintritt. Hier wurde die im vorigen Schritt festgelegte fünffache Gewichtung der Abstände bei Unterschreiten einer Wassertemperatur von  $5.0^{\circ}\text{C}$  auf dreifache Gewichtung herabgesetzt. Damit soll ein Gleichgewicht hergestellt werden, mit dem sowohl die neu aufgetretenen Fehler während der Zirkulationsphasen, also bei Temperaturen  $> 5.0^{\circ}\text{C}$ , vermindert werden, als auch eine möglichst akkurate Berechnung der Wasseroberflächentemperatur im Winter erreicht wird.

Zum anderen wurde auch der Optimierungsablauf selbst nochmals verbessert, indem nun die Parameter *factor\_up*, *factor\_down* und *lowfact* gleichzeitig optimiert werden. Um die informatische Komplexität dieses Vorgehens zu beschränken, werden jedoch dabei für jeden Parameter nur 20 mögliche Werte getestet, was zu einer Gesamtanzahl von  $20^3 = 8000$  Schleifendurchläufen führt und in der genutzten Rechnerumgebung etwa 10 Minuten Rechenzeit beansprucht. Aufgrund der geringen Anzahl getesteter Werte eignet sich dieses Verfahren jedoch nur in einem Feinjustierungsschritt, vor dem das Modell bereits gute Ergebnisse geliefert hat - bei einer intialen Kalibrierung des Modells zum Beispiel für einen anderen See würde die geringe Anzahl getesteter Werte wahrscheinlich dazu führen, dass der optimale Wertebereich im Hinblick auf bestmögliche Modellierungsergebnisse gar nicht durchlaufen wird.

Nach Durchlauf der überarbeiteten Optimierungsfunktion ergibt sich folgende finale Modellkonfiguration:

- $\text{factor\_up} = 0.009$
- $\text{factor\_down} = 0.026$
- $\text{lowfact} = 0.12$
- $\text{minfact} = 0.17$
- $\text{maxfact} = 0.27$
- $\text{diff} = 3.3$
- $\text{diffminus} = 4.1$
- $\text{diffmax} = 6.0$
- $\text{maxadd} = 0.21$
- $\text{bound\_winter} = 5.1$

Im Testzeitraum von 1992 bis 2010 wurde damit nochmals eine Verbesserung der durchschnittlichen betragsmäßigen Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten von  $0.98\text{ K}$  auf  $0.88\text{ K}$  erreicht. Der Mittelwert der Abweichungen verschob sich von  $-0.21\text{ K}$  auf  $-0.26\text{ K}$  etwas weiter ins Negative, der Median blieb bei  $-0.28\text{ K}$ . Die maximale positive Abweichung der Modellrechnung verbesserte sich von  $3.3\text{ K}$  auf  $2.7\text{ K}$ , die maximale negative Abweichung verblieb bei  $-3.8\text{ K}$ .

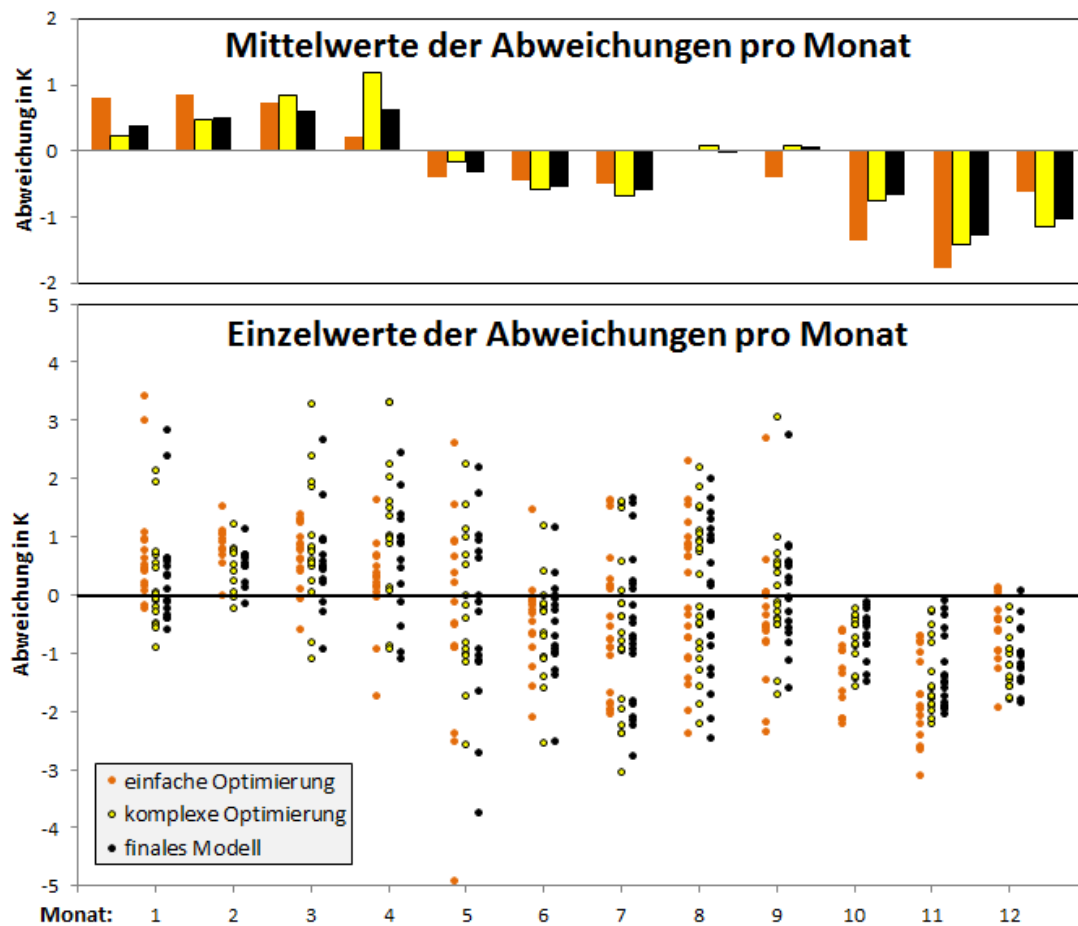


Abb. 23: Abweichungen der berechneten Werte von den gemessenen Werten pro Monat, bei einfacher Optimierungsfunktion, komplexer Optimierungsfunktion und im finalen Modell (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell)

Betrachtet man nun auch die monatlich zusammengefassten Abweichungswerte, so stellt man fest, dass das finale Modell die im letzten Optimierungslauf aufgetretenen Fehler gesenkt hat. Abbildung 23 zeigt im oberen Teil zunächst die monatlich gemittelten Abweichungen, wobei das finale Modell mit den beiden vorherigen Modellkonfigurationen verglichen wird. Dieses Diagramm belegt, dass das finale Modell sowohl die Abweichungen im Januar und Februar vermindert hat, als auch die im vorherigen Modellzustand neu aufgetretenen Fehler während der Frühjahrszirkulation, vor allem im März und April, reduzieren konnte. Die Abweichungen während der Herbstzirkulation, vor allem im Oktober und November, konnten kontinuierlich reduziert werden, verbleiben aber auf einem im Vergleich zu den restlichen Monaten hohen negativen Maß. Der untere Teil von Abbildung 23 gibt einen Überblick über die Streuung der Einzelabweichungen pro Monat. Hier zeigt sich, dass im Vergleich zu den beiden vorherigen Modellzuständen das finale Modell in den meisten Monaten sowohl zu einer dichteren Gruppierung der Abweichungen um den Nullpunkt als auch zu einer deutlichen Annäherung der Maximalabweichungen an den Nullpunkt geführt hat. In dieser Darstellung ist aber auch zu sehen, dass die Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten in den Monaten Oktober, November und Dezember allesamt negativ sind. Dieser Fehler konnte nicht behoben werden.



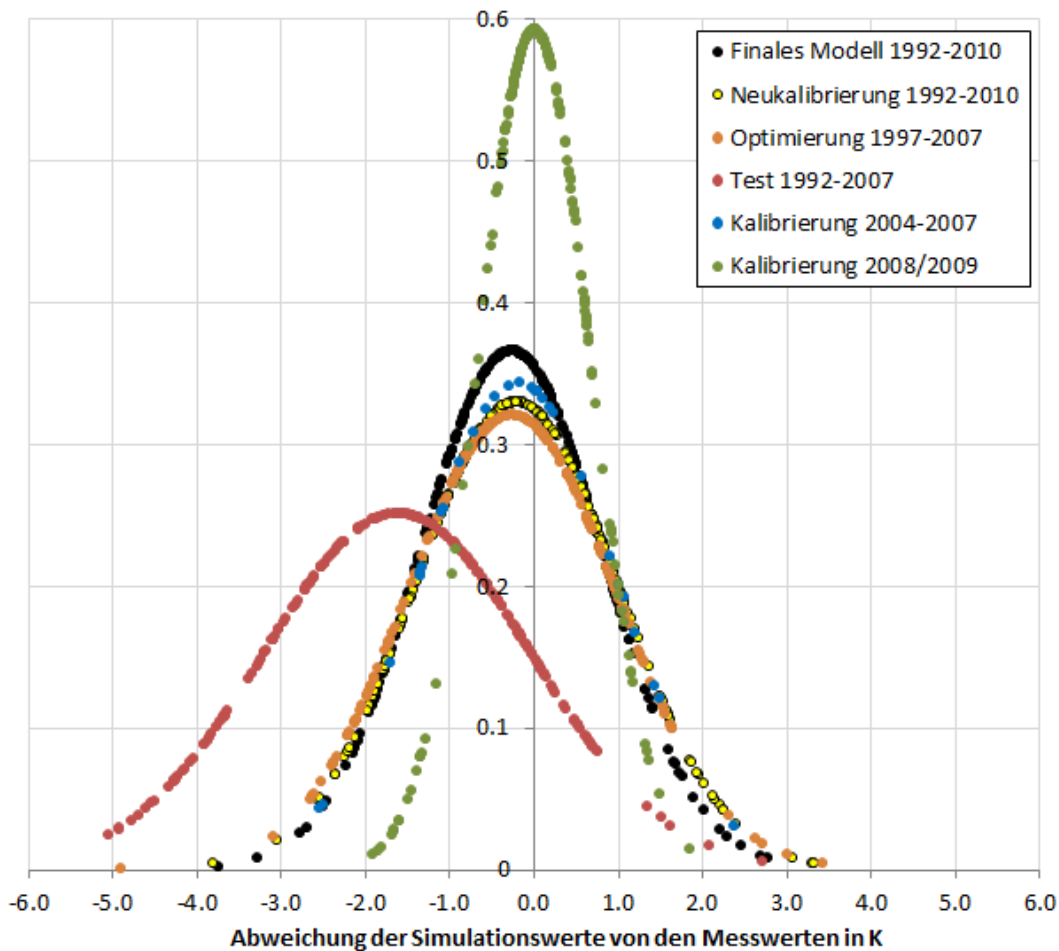


Abb. 24: Normalverteilungen der Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten in den Kalibrierungs- und Validierungszeiträumen (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell, Normalverteilungen berechnet aus der Grundgesamtheit der Abweichungswerte pro Simulation)

Ein Chi-Quadrat-Test der Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten im finalen Modell ergab, dass diese bei einem Signifikanzniveau von 0.001 um den Mittelpunkt der Verteilung normalverteilt sind. Die Gesamtheit der Beobachtungen zeigt, dass das Modell sehr gute Simulationswerte liefert und die sich ergebenden Jahresdurchschnittswerte sehr gut für eine Betrachtung der zukünftigen Entwicklung eignen. Die monatlich aufaggregierten Werte zeigen jedoch zum Teil starke Abweichungen in eine Richtung, so dass solche berechneten Werte nicht mit real gemessenen Werten aus der Vergangenheit in Bezug gesetzt werden können. Eine differenziale Betrachtung im Rahmen einer längeren Simulationsphase, d.h. eine Beobachtung, wie sich die Monatswerte innerhalb dieses Zeitraums verändern, ist jedoch möglich.

Eine abschließende Betrachtung aller bisherigen Parameterkonfigurationen sowie der zugehörigen Verteilungen der Abweichungen liefert Abbildung 24. Dort sind jeweils Normalverteilungen dargestellt, die auf Basis der Mittelwerte und Standardabweichungen der tatsächlich aufgetretenen Abweichungen der Simulationswerte von den gemessenen Werten der Wasseroberflächentemperatur errechnet wurden. Die Grafik zeigt, dass die geringsten

Abweichungen im ersten Testlauf auftraten, wo für den gesamten Zeitraum Vergleichswerte der Wasseroberflächentemperatur in täglicher Auflösung zur Verfügung standen und zur Optimierung des Modells genutzt werden konnten. Die weiteren Verteilungen belegen anschaulich, wie das Modell mit der schrittweisen Verfeinerung der Optimierungsfunktion kontinuierlich verbessert wurde. Dabei wurde jedoch eine ähnlich gute Modellierung wie im ersten Testzeitraum nicht mehr erreicht, was allerdings nicht nur an der zeitlichen Auflösung der Vergleichsdaten lag, sondern zu einem großen Teil auch an der mit der Anzahl der in die Modellierung miteinbezogenen Jahre deutlich zunehmenden Varianz der Witterungsverhältnisse, Zirkulationsabläufe, Eisbildungsprozesse und Prozesse der Energieaufnahme und -abgabe in Richtung Hypolimnion. Es ist jedoch zu erwarten, dass mit einem längeren Kalibrierungszeitraum, in dem Wassertemperaturwerte in täglicher Auflösung vorliegen, noch eine bessere Modellqualität erzielt werden kann.

Eine Visualisierung der Berechnungswege im finalen Modell ist in Abbildung 25 nochmals zusammenfassend dargestellt.

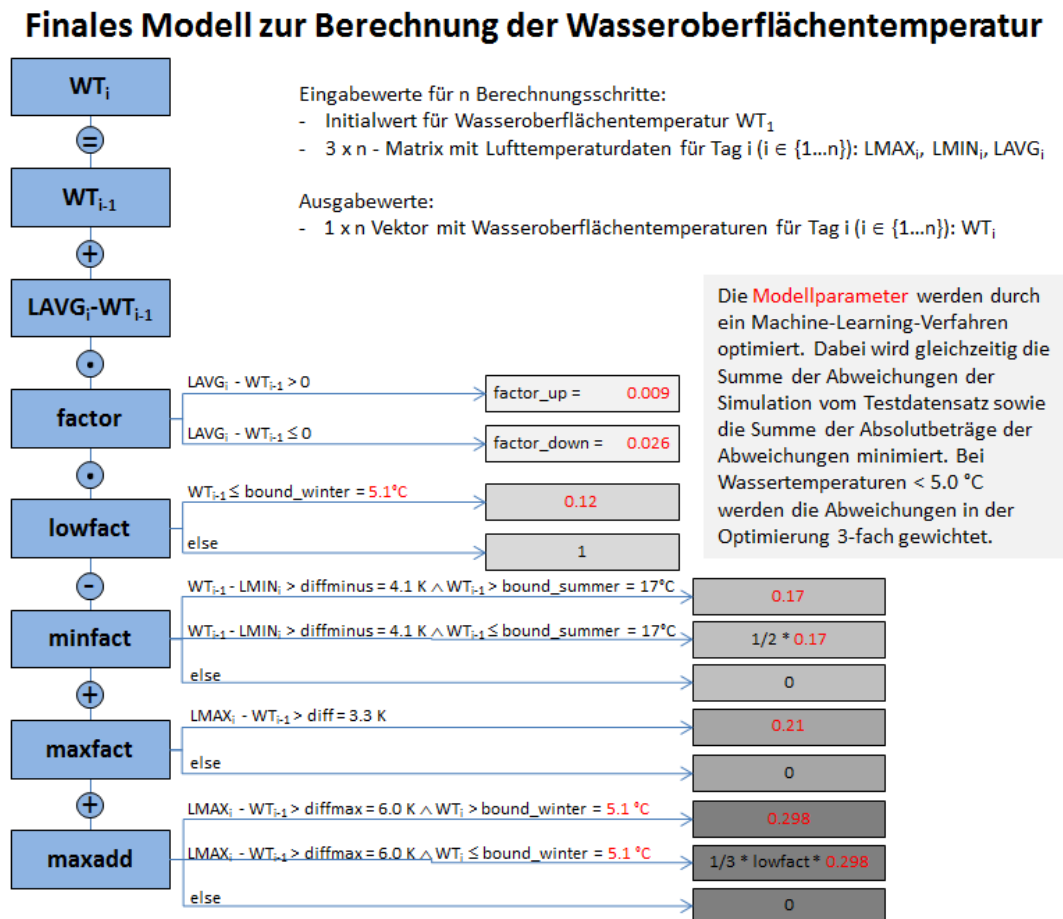


Abb. 25: Schematische Darstellung der Funktionsweise des finalen Modells zur sequentiellen Berechnung der Wasseroberflächentemperatur aus der Lufttemperatur mit für den Ammersee optimierten Modellparametern (eigene Darstellung)

### 5.2.7 Möglichkeiten der Modellierung der Wassertemperaturen im Metalimnion und Hypolimnion sowie der Sauerstoffkonzentrationen

Die Zirkulations- und Schichtungsverhältnisse im Ammersee im Jahresverlauf und deren Zusammenhänge mit der Wasseroberflächentemperatur wurden im Rahmen dieser Dissertation untersucht, genauso wie Vertikalprofile der Sauerstoffkonzentration im Jahresverlauf. Ziel dieser Untersuchungen war, sowohl die Wassertemperaturen im Metalimnion und im Hypolimnion des Ammersees als auch die Sauerstoffkonzentrationen in das zu generierende Modell mitaufzunehmen.

Die Analyse der Sauerstoffkonzentrationen im Ammersee im vertikalen Verlauf, also senkrecht zu den Schichtungsebenen des Epi-, Meta- und Hypolimnion, ergibt im Sommer im Allgemeinen ein regelmäßig wiederkehrendes Minimum im Bereich des Metalimnions, wo eine Sauerstoffuntersättigung eintritt, während im restlichen Jahresverlauf das Minimum der Sauerstoffsättigung im Hypolimnion nahe dem Seegrund liegt (LENHART 2000). Erst mit dem Einsetzen der Herbstzirkulation wird dieser Zustand wieder aufgelöst, es setzt eine Durchmischung des Wasserkörpers ein und die Konzentrationen gleichen sich übers Tiefenprofil hinweg an, mit einem abnehmenden Gradienten zum Seegrund hin (RITTGER unveröffentlicht). Diese Verhältnisse sind in Abbildung 26 (S. 63) exemplarisch dargestellt. Dabei zeigt der linke Teil der Grafik die Schichtungsverhältnisse im Sommer, wo sich eine negativ heterograde Sauerstoffsättigungskurve mit Minimum im Metalimnion ausgebildet hat. Dieses Minimum löst sich im Laufe der Herbstzirkulation auf, die Sauerstoffverhältnisse vereinheitlichen sich bis zur aktuellen Zirkulationstiefe. Der rechte Teil der Grafik stellt die Verhältnisse bei fortgeschrittener Herbstzirkulation (Durchmischung bis 20 – 30 m Tiefe) dar, hier liegt das Sauerstoffminimum wieder im Bereich des Seegrundes.

Die Sauerstoffsättigung und ihr Verlauf im Vertikalprofil konnte im Ergebnis nicht ausreichend mit der Wassertemperatur in Bezug gesetzt werden, um sie in die Modellrechnung einzubeziehen; der Korrelationskoeffizient zwischen Wassertemperatur und Sauerstoffsättigung ergab an der Seeoberfläche den Wert 0.56, im Metalimnion war weder eine positive noch eine negative Korrelation nachweisbar (RITTGER unveröffentlicht). Eine Zunahme der Schichtungsstabilität infolge höherer Sommertemperaturen sowie längerer Sommertagnationsphasen wird als Ursache für eine rückgängige sommerliche Sauerstoffsättigung im Metalimnion vermutet, ist aber auf Basis der zur Verfügung stehenden Daten zum Ammersee nicht quantifizierbar (RITTGER unveröffentlicht).

Es wurde ebenfalls versucht, die Wassertemperaturen im gesamten Profilverlauf mit der aktuellen Wasseroberflächentemperatur in Bezug zu setzen, mit dem Ziel, im generierten Modell eine näherungsweise Bestimmung der Wassertemperaturen bis zum Seegrund allein aus den mit Lufttemperaturdaten berechneten Wasseroberflächentemperaturen vornehmen zu können. Als Ansatz wurde hierfür gewählt, während der Zirkulationsphasen in Abhängigkeit von der Wasseroberflächentemperatur die Durchmischungstiefe zu bestimmen, d.h. diejenige Tiefe, bis zu der der Seekörper von der Oberfläche aus gesehen dieselbe oder eine minimal abweichende Wassertemperatur aufweist, weil die Zirkulation sich aktuell

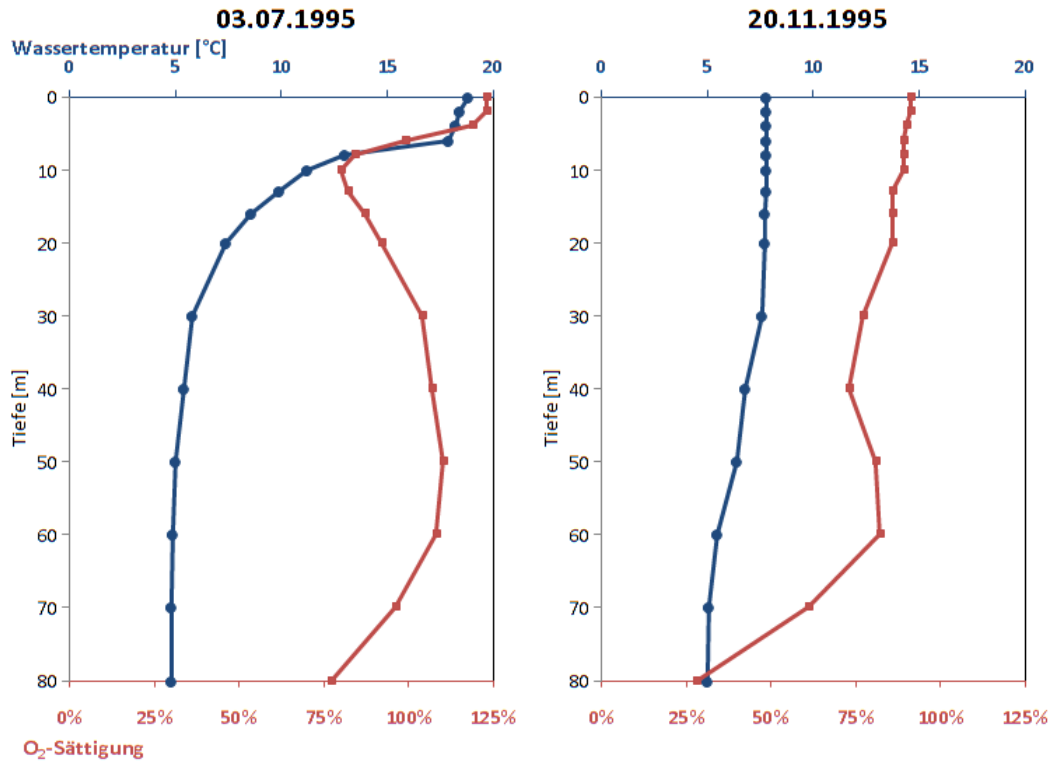


Abb. 26: Tiefenprofile der Wassertemperatur (blau) sowie der Sauerstoffsättigung (rot) im Ammersee am 3.7.1995 sowie am 20.11.1995 (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

bis dorthin erstreckt, bzw. während der Stagnationsphasen die Mächtigkeit des Epilimnions. Diese Idee beruht darauf, dass bei maximaler Wasseroberflächentemperatur, also im Spätsommer, auch eine maximale Schichtungsstabilität erreicht wird (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Im Verlauf der Herbstzirkulation wird die Schichtung von oben aus schrittweise aufgehoben, bis der Status der Vollzirkulation mit homothermen Verhältnissen bis zum Seegrund erreicht ist. Im Winter kann sich schließlich eine inverse Schichtung aufbauen, d.h. die Schichtungsstabilität nimmt wieder zu, bis die Frühjahrszirkulation einsetzt. Beim Ammersee wurde von RIPPL (2011) die Definition verwendet, dass im Epilimnion die Temperaturabnahme pro Meter Seetiefe  $< 1.0 \text{ K}$  ist und im Metalimnion dieser Unterschied auf Werte  $> 1.0 \text{ K}$  pro Meter ansteigt. Die Feststellung der exakten Durchmischungstiefe stellt jedoch unter Verwendung dieser Definition ein Problem dar, da die Temperaturmessungen im Ammersee vom Wasserwirtschaftsamt bis 2005 nur in Abständen von  $2 \text{ m}$ , ab  $10 \text{ m}$  Seetiefe sogar nur noch im Abstand von  $3 \text{ m}$  durchgeführt wurden. Deshalb kann die Lage der Thermokline nur approximiert werden.

Für eine systematische Untersuchung der Mischungsverhältnisse muss zunächst eine Definition vorgenommen werden, die es ermöglicht, die Lage der Thermokline automatisiert zu detektieren. Für die Thermokline wird in der Literatur ein Anstieg des Temperaturgradienten auf  $1.0$  bis  $2.0 \text{ K m}^{-1}$  angenommen, wobei empirische Untersuchungen für den Ammersee einen Wert von  $1.0 \text{ K m}^{-1}$  ergeben (RIPPL 2011). Unter dem Gesichtspunkt, dass die Messprofile im Ammersee ab einer Tiefe von  $10 \text{ m}$  über den größten Teil des Untersuchungszeitraums nur mehr in Abständen von  $3 \text{ m}$ , unterhalb  $20 \text{ m}$  sogar nur

in Abständen von  $10 - 20\text{ m}$ , vorliegen, wurde als Schwellenwert für das Erreichen der Thermokline ein Mindesttemperaturunterschied von  $0.4\text{ K}$  für zwei aufeinanderfolgende Punkte des Vertikalprofils definiert. Oberhalb der so ermittelten Tiefe wird der See als durchmischt bzw. epilimnetisch geschichtet angesehen. Mithilfe dieser Definition wurde die Lage der Thermokline (Durchmischungstiefe) im Ammersee für alle vorliegenden Profilmessungen bestimmt und mit der Wasseroberflächentemperatur in Relation gesetzt. Dabei ergab sich für den Zeitraum zwischen August 2008 und Februar 2009, in dem täglich Messwerte der automatischen Messstation des LAGO-Projektes vorlagen, ein gut verwertbarer Zusammenhang der beiden Faktoren (s. Abb. 27 oben, S. 65): Für den Temperaturbereich zwischen  $3^\circ\text{C}$  und  $19^\circ\text{C}$  ergeben sich charakteristische Intervalle, in denen fast ausschließlich eine bestimmte Durchmischungstiefe erreicht wird. Diese Intervalle sind in Abbildung 27 farblich hinterlegt.

Betrachtet man alle zur Verfügung stehenden Messprofile aus dem Ammersee (Einzelmessungen zwischen 1976 und 2010), so ergibt sich eine ambivalentere Sicht der Durchmischungstiefen in Abhängigkeit von der Wasseroberflächentemperatur (s. Abb. 27 unten, S. 65): Im Diagramm ist zwar ein Zusammenhang - Abnahme der mittleren Durchmischungstiefe bei zunehmender Temperatur - ersichtlich, doch dieser ist nicht eindeutig quantifizierbar. Insbesondere erkennt man im Bereich einer Oberflächentemperatur um  $6^\circ\text{C}$  eine annähernde Gleichverteilung der Durchmischungstiefen zwischen  $4\text{ m}$  und  $50\text{ m}$ , und bei einer Oberflächentemperatur  $>13^\circ\text{C}$  treten keine signifikanten Häufungen mehr auf. Dieser Effekt beruht zum einen auf dem langen Beobachtungszeitraum von 35 Jahren, in dem sehr unterschiedliche Zirkulations- und Schichtungsverhältnisse aufgetreten sind (s. auch Kapitel 5.2.10). Zum anderen liegt die mittlere Durchmischungstiefe pro Oberflächentemperatur während der Frühjahrs- und Herbstzirkulation vor allem im Intervall von  $7$  bis  $15^\circ\text{C}$  Wasseroberflächentemperatur bei sehr unterschiedlichen Werten, RITTGER (unveröffentlicht) ermittelte für die Herbstzirkulation eine durchschnittlich um den Faktor 3 größere Durchmischungstiefe wie bei der Frühjahrszirkulation. Doch selbst eine separate Berechnung der Durchmischungstiefe je nach Zirkulationsphase führt nur zu ungenauen Zuordnungen und dementsprechend hohen Fehlern bei der Berechnung der Temperatur-Tiefenprofile.

Aus diesen Gründen wurde nur die Wasseroberflächentemperatur ins generierte Modell einbezogen, nicht aber die Temperaturen tiefer liegender Schichten. Lediglich für die Schichtungsverhältnisse im Winter wurde ein vereinfachter und stark generalisierender Modell-Ansatz entwickelt, da diese aufgrund ihrer rezenten Variabilität besondere Bedeutung für die Modellierung der zukünftigen Verhältnisse haben (s. Kapitel 5.2.10). Auch die Sauerstoff-Konzentrationen und -Sättigungen konnten nicht im Modell dargestellt werden. Für andere limnochemische Faktoren (Nitrat, Phosphat, Ammonium) konnte wiederum eine vereinfachte Lösung entwickelt werden, bei der nur ein für das gesamte Tiefenprofil repräsentativer Durchschnittswert modelliert wird (s. Kapitel 5.2.11). Dieser Ansatz kann für den Sauerstoff nicht übernommen werden, da hier insbesondere der Gradient von der Oberfläche bis zum Seegrund sowie die Lage des Sauerstoffminimums im Profilverlauf relevant sind und ein Durchschnittswert über das gesamte Vertikalprofil oder Teile davon daher nur wenig Aussagekraft hätte.

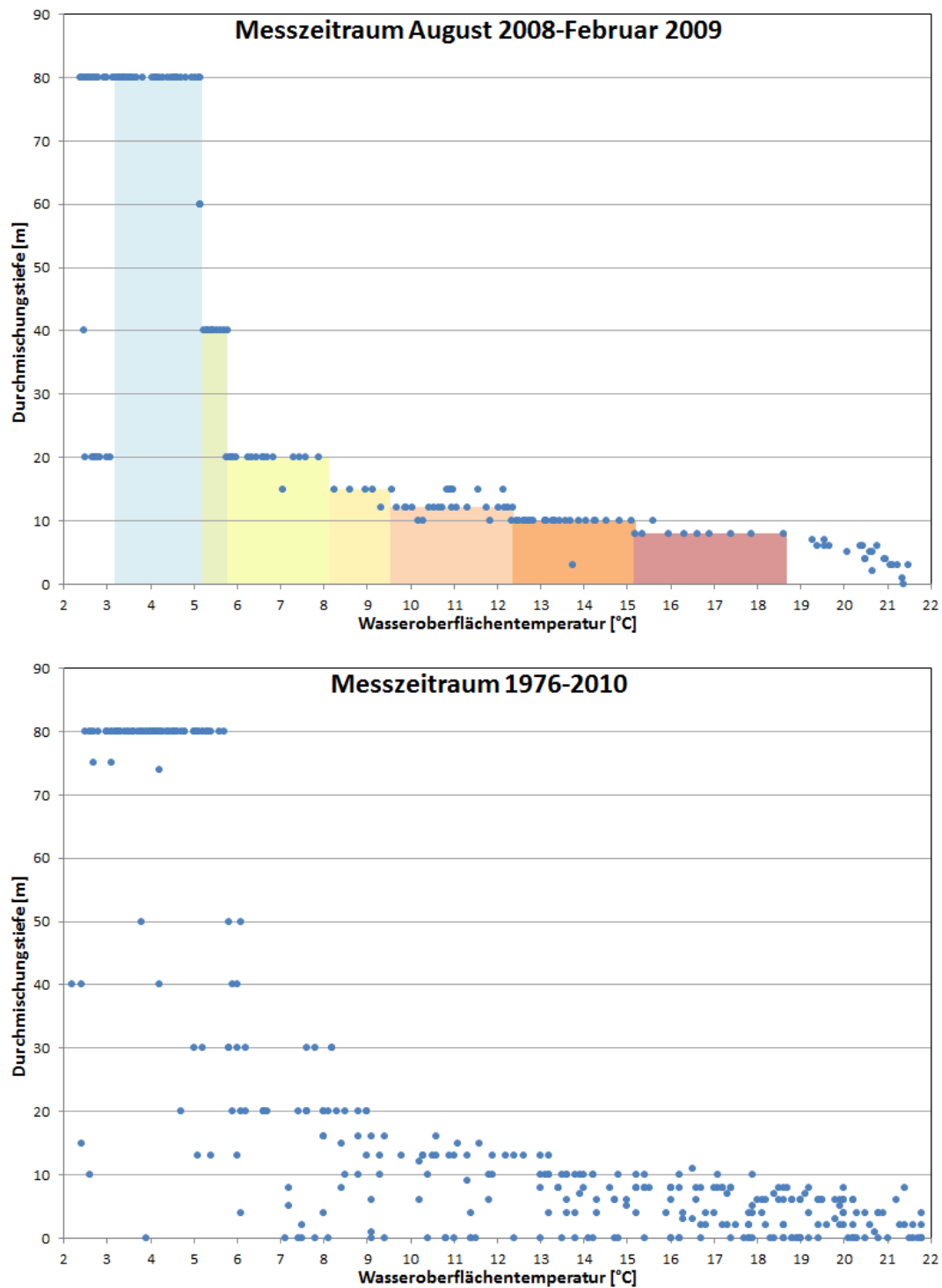


Abb. 27: Abhängigkeit der Durchmischungstiefe von der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee. Bei kurzem Beobachtungszeitraum (oben) kann für bestimmte Intervalle der Wasseroberflächentemperatur eine typische Durchmischungstiefe bestimmt werden (farblich hervorgehobene Bereiche), bei langem Beobachtungszeitraum (unten) ist der Zusammenhang nicht mehr erkennbar (eigene Darstellung, Datenquelle: Automatische Messstation des Projektes LAGO (oben), Wasserwirtschaftsamt Weilheim (unten))

### 5.2.8 Analyse von Extremereignissen: Wind

Im Rahmen der Untersuchungen der Bedeutung von Extremereignissen für die thermische Modellierung in Seen wurden auch die Starkwindereignisse im Ammersee-Einzugsgebiet und ihre Auswirkungen auf die thermische Schichtung des Sees untersucht. Hierzu wurden die in der Messstation Raisting (ab 1999 Wielenbach) des Deutschen Wetterdienstes gemessenen Windstärken im Zeitraum vom 1.11.1986 bis 30.9.2010 ausgewertet. Es lagen hierzu drei Mal täglich aufgenommene Messwerte in Beaufort (bft) vor, wobei es sich hierbei um Werte der Beaufort-Skala von 0 (Windstille) bis 12 (Orkan) handelt. Insgesamt konnten aus dem genannten Zeitraum 20549 Einzelmessungen ausgewertet werden.

Dabei waren insgesamt 14179 Beobachtungen (69% der Messungen) den Windstärken 0 (Windstille) und 1 (Leichter Zug) zuzuordnen. Die Windstärken 2 bis 5, die einer leichten bis frischen Brise entsprechen, traten 6346 Mal auf (30% der Messungen). Windstärken von 6 und 7 wurden 112 Mal beobachtet (0.5% der Messungen). Stürmische Winde und Stürme gemäß der Beaufort-Skala traten in Südbayern im Analysezeitraum selten auf: Windstärke 8 trat 9 Mal auf, Windstärke 9 nur 2 Mal, und eine Einzelmessung lag vor mit Windstärke 10.

Die letztgenannte höchste gemessene Windstärke trat dabei am 27.2.1990 um 14 Uhr auf, als ganz Westeuropa über mehrere Tage hinweg (25.2.-1.3.) unter dem Einfluss der Orkane Vivian und Wiebke stand. Dementsprechend wurden bis zum 28.2. um 21 Uhr Windstärken  $\geq 8$  bft gemessen. Windstärke 9 wurde am 26.12.1999 um 14 Uhr durch den Einfluss des Orkans Lothar erreicht; die Folgemessungen des Deutschen Wetterdienstes zeigten allerdings bereits wieder Werte  $\leq 6$  bft.

Diese beiden stärksten Ereignisse sollen nun im Hinblick auf ihre Auswirkungen auf die thermischen Verhältnisse im Ammersee untersucht werden. Leider liegen aus den Jahren 1990 und 1999 nur Einzelprofilmessungen der Wassertemperaturen in circa einmonatigem Abstand vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim vor, doch der Vergleich der Messprofile unmittelbar vor und nach den Sturmereignissen ermöglicht zumindest eine Einschätzung, ob die punktuellen Ereignisse sich langfristig auf die thermischen Bedingungen im Ammersee ausgewirkt haben.

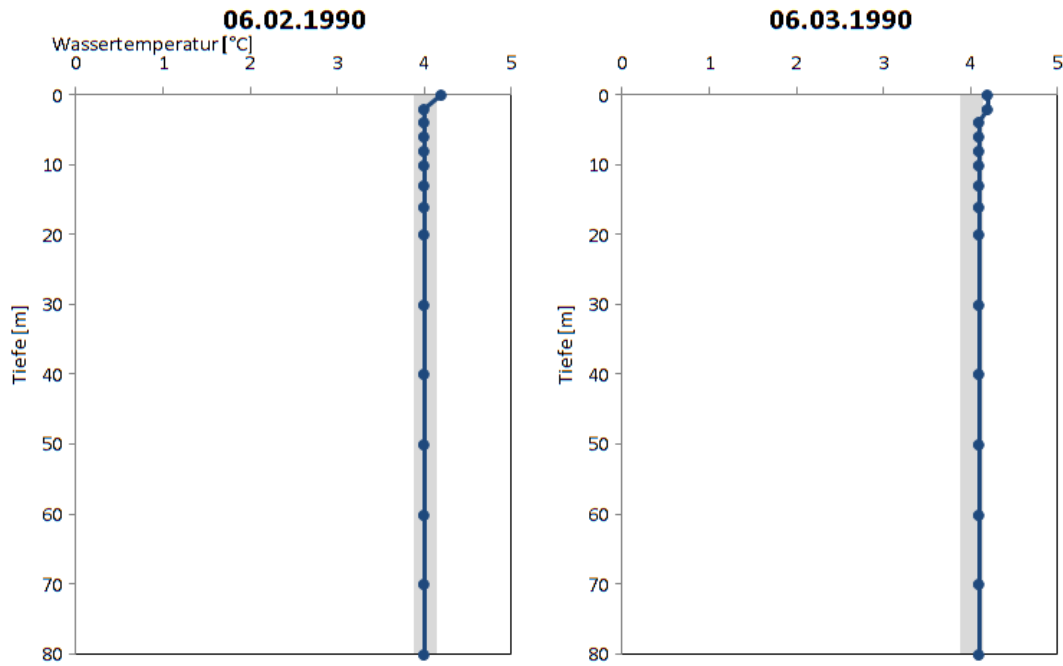


Abb. 28: Wassertemperatur-Tiefenprofile (blaue Linie) im Ammersee vor und nach dem Orkan Vivian/Wiebke von 25.2. bis 1.3.1990, Bereich um das Dichtemaximum des Wassers grau markiert (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

Im Zeitraum des Orkans Vivian/Wiebke lag eine Wassertemperatur-Profilmessung des Ammersees vom 6.2.1990, also 19 Tage vor Eintreffen des Orkans, sowie eine Profilmessung vom 6.3.1990, 5 Tage nach den letzten Ausläufern des Orkantiefs, vor. Die Messung vom 6.2.1990 (Abb. 28 links) mit homogener Wassertemperatur von  $4.0^{\circ}\text{C}$ , entsprechend dem Dichtemaximum von Wasser, bis an den Seegrund belegt, dass im Herbst/Winter 1989/1990 bereits eine Vollzirkulation des Ammersees stattgefunden hatte, es aber nicht zur Ausbildung einer inversen Schichtung kam. Die Folgemessung vom 6.3.1990 (Abb. 28 rechts) zeigt ein kaum verändertes Messprofil, lediglich die übers gesamte Profil um  $0.1\text{ K}$  erhöhten Temperaturen deuten bereits leicht den Übergang zur Frühjahrszirkulation an. Mittel- bis langfristig kann zumindest aufgrund dieser Messprofile keine Auswirkung des Orkantiefs auf die thermischen Verhältnisse im Ammersee nachgewiesen werden.

Betrachtet man nun die Verhältnisse um den Orkan Lothar am 26.12.1999, so kommen hier die Wassertemperaturprofile des Wasserwirtschaftsamtes Weilheim vom 20.12.1999, 6 Tage vor dem Orkan, sowie vom 17.1.2000, 22 Tage danach, in Frage. Hier ist zu konstatieren, dass am 20.12.1999 die Herbstzirkulation noch nicht abgeschlossen war, da die Wassertemperatur im kompletten Seekörper mit  $4.7^{\circ}\text{C}$  gleich und noch deutlich über dem Dichtemaximum des Wassers war (Abb. 29 links, S. 68). Am 17.1.2000 schließlich lag bereits eine deutliche Ausprägung einer winterlichen inversen Temperaturschichtung vor, mit einem negativen Gradienten von  $3.2^{\circ}\text{C}$  an der Oberfläche bis hin zu  $4.0^{\circ}\text{C}$  am Seegrund (Abb. 29 rechts, S. 68). Dies stellt den typischen Ablauf in einem dimiktischen See (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005) wie dem Ammersee in einem normalen bis kalten Winter dar. Wenn eine langfristig messbare Wirkung des Sturmereignisses aufgetreten wäre, dann hätte sich dies höchstens im Nicht-Eintreten einer inversen Schichtung



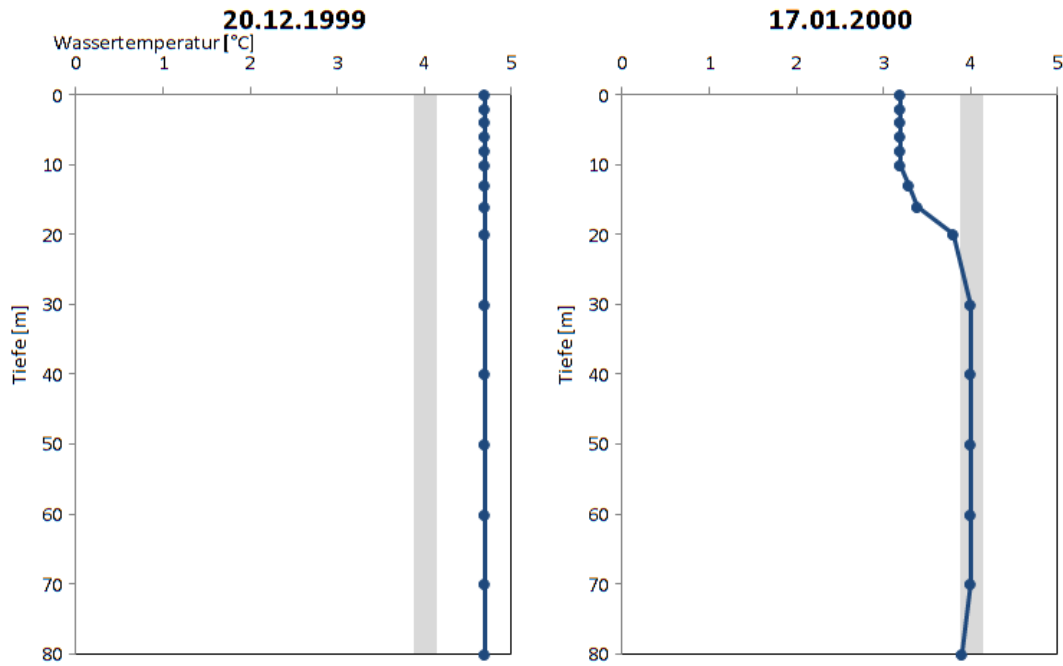


Abb. 29: Wassertemperatur-Tiefenprofile (blaue Linie) im Ammersee vor und nach dem Orkan Lothar am 26.12.1999, Bereich um das Dichtemaximum des Wassers grau markiert (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

zeigen können, da stabile Schichtungsverhältnisse durch Stürme durchbrochen und stattdessen ein zirkulierender Wasserkörper hervorgerufen werden können. Die Tatsache, dass dieser Zustand im Winter 1999/2000 nicht eingetreten ist und sich drei Wochen nach dem Orkan bereits eine inverse Schichtung ausprägen konnte, ist ein weiteres Indiz dafür, dass punktuelle Sturmereignisse keine mittel- oder langfristige Auswirkung auf die thermischen Verhältnisse im Ammersee haben.

Für eine Analyse der kurzfristigen Auswirkungen hoher Windgeschwindigkeiten auf die thermischen Schichtungsverhältnisse im Ammersee wurden außerdem die Messdaten der Windstärke in Wielenbach im Zeitraum vom 23.8.2008 bis zum 28.2.2009 betrachtet, da hier parallel stündlich gemessene Wassertemperaturdaten der automatischen Messstation des Projektes LAGO vorlagen. Das ermöglicht ein exaktes Tracking der Temperaturveränderungen während des Auftretens einer Sturmfront. Das einzige Starkwindereignis, das im Testzeitraum auftrat, lag am 10.2.2009 vor, als um 19 Uhr in Wielenbach Windstärke 7 gemessen wurde. Abbildung 30 (S. 69) stellt hierzu die stündlichen Entwicklungen der Wassertemperaturen exemplarisch an der Oberfläche (0 m) sowie in Tiefen von 15 m, 40 m und 80 m dar. Gleichzeitig sind die punktuellen, 3 Mal täglich gemessenen Windstärken in Wielenbach eingetragen; der rot hinterlegte Bereich hebt den ungefähren Zeitraum erhöhter Windgeschwindigkeiten hervor. Deutlich erkennbar ist, dass vor dem Sturmereignis eine inverse Schichtung mit einem Gradienten von  $2.7^{\circ}\text{C}$  an der Wasseroberfläche bis  $3.6^{\circ}\text{C}$  am Seegrund vorliegt. Diese Schichtung wird mit Zunahme der Windgeschwindigkeiten stetig aufgehoben, die Wassertemperaturen gleichen sich über den gesamten Seekörper an, es tritt kurzzeitig ein homothermer Zustand ein. Jedoch bildet sich bereits mit der Reduktion

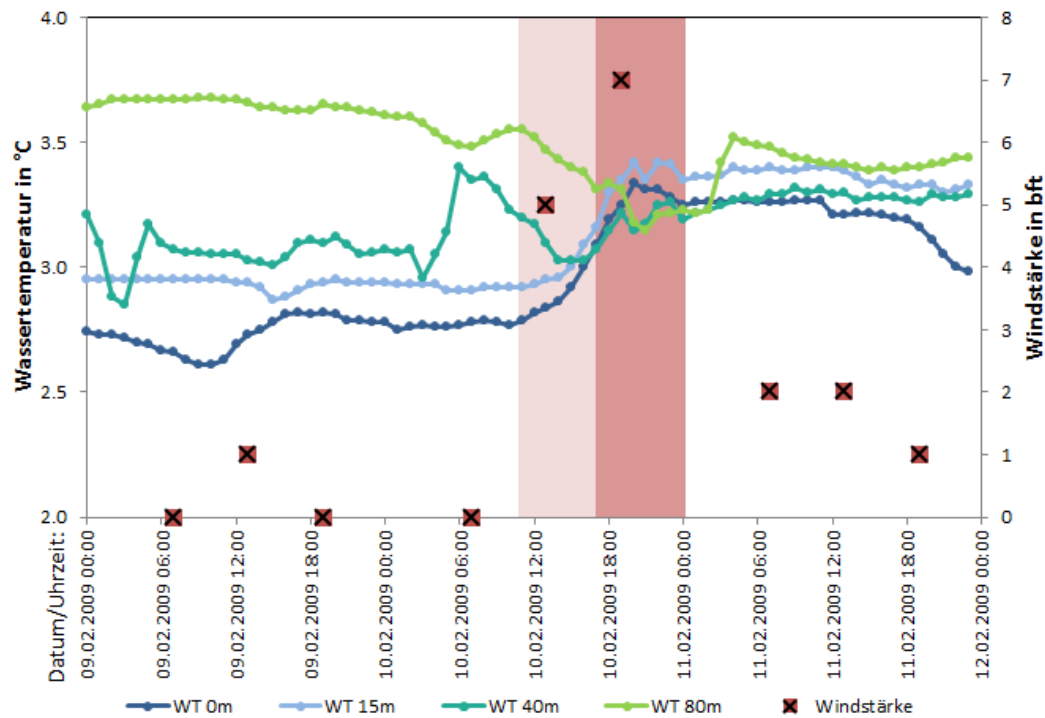


Abb. 30: Stündliche Veränderung der Wassertemperaturen im Ammersee in 0m, 15m, 40m und 80m Tiefe sowie in Wielenbach gemessene Windstärken (in bft) vom 9.-11. Februar 2009; rot markierter Bereich: Zeitraum mit hoher Windstärke (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasseroberflächentemperatur von automatischer Messstation des Projektes LAGO, Windstärke vom Deutschen Wetterdienst)

der Windgeschwindigkeiten innerhalb weniger Stunden wieder eine inverse Schichtung aus, entsprechend den Verhältnissen vor Eintreffen des Sturmtiefs.

Betrachtet man nun noch den mittelfristigen Verlauf der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee rund um das Sturmereignis vom Februar 2009 und vergleicht diesen mit den allein auf Basis der Lufttemperaturdaten, also ohne explizite Berücksichtigung der gemessenen Windstärken, entsprechend Kapitel 5.2.6 berechneten Modelldaten desselben Zeitraums, so lässt sich beurteilen, inwiefern durch das Nicht-Miteinbeziehen der Windmessungen in die Modellierung Fehler oder Abweichungen auftreten. Abbildung 31 (S. 70) stellt diesen Zusammenhang her. In der Grafik ist die gemessene Wasseroberflächentemperatur (tageweise gemittelte Werte) sowie die modellierte Wasseroberflächentemperatur vom 1.-28.2.2009 dargestellt, der Sturmtag ist wiederum rot hervorgehoben. Das Diagramm zeigt zum einen, dass zwar auch vom Modell zum Zeitpunkt des Sturms ein leichter Anstieg der Wasseroberflächentemperatur in der Größenordnung von  $0.1\text{ K}$  berechnet wurde, dieser liegt jedoch weit unter dem realen Anstieg von  $0.5\text{ K}$  im Tagesmittel. Die weitere Entwicklung der modellierten Daten zeigt jedoch zum anderen, dass bereits am 15. Februar, also 5 Tage nach dem Sturmereignis, das Modell den gleichen Wert für die Wasseroberflächentemperatur liefert wie die realen Messungen (Unterschied der Werte  $\leq 0.1\text{ K}$ ). Das Sturmereignis konnte also mittel- bis langfristig nicht zu einem erhöhten Fehler in der

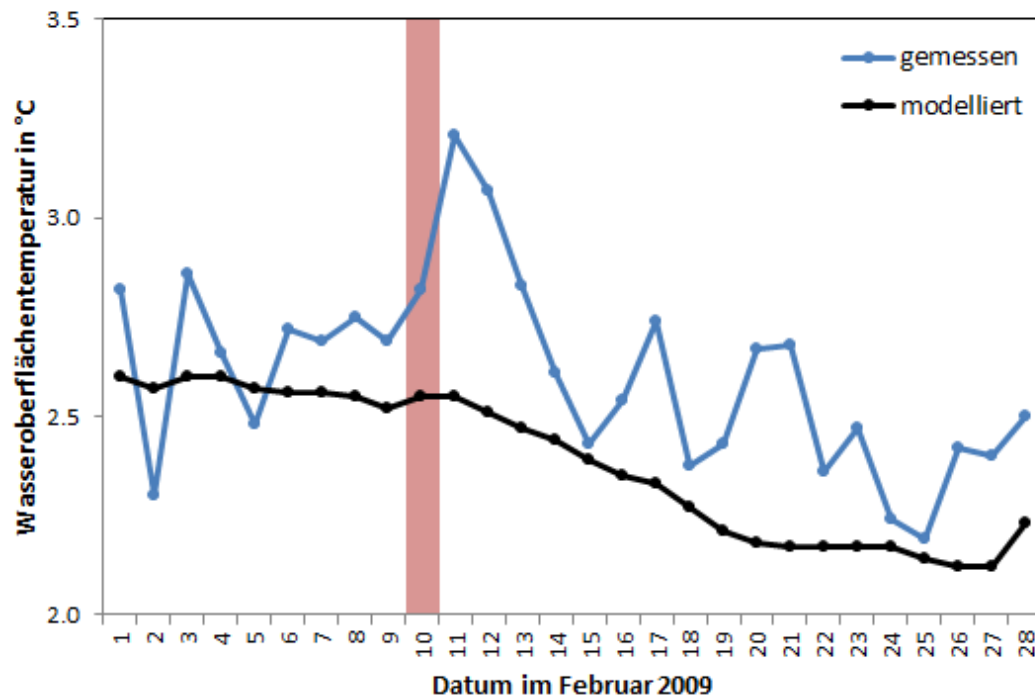


Abb. 31: Vergleich der gemessenen und modellierten Wasseroberflächentemperaturen im Ammersee im Februar 2009; rot markierter Bereich: Zeitraum mit hoher gemessener Windstärke in Wielenbach (eigene Darstellung, Datenquelle: Messdaten der Wasseroberflächentemperatur von automatischer Messstation des Projektes LAGO, Windstärke vom Deutschen Wetterdienst)

Modellberechnung oder einer in diesem Zusammenhang entstandenen Fehlerfortpflanzung führen.

In der Summe können die in diesem Kapitel beschriebenen punktuellen Ereignisse und ihre Analysen keine allgemeinen Aussagen über den Einfluss von Sturmereignissen auf die thermische Schichtung des Ammersees liefern, sie legen lediglich die Vermutung nahe, dass ihre Auswirkungen eher kurzfristiger Natur sind und dass ihre Nichtberücksichtigung im Berechnungsweg eines hydrothermischen Modells mittel- und langfristig nicht zu einem erhöhten statistischen Fehler führen muss. Inwieweit sich Sturmereignisse auf die Stoffkonzentrationen und auf den biologischen Zustand des Sees, zum Beispiel die Phytoplanktonpopulation, auswirken, verbliebe noch zu untersuchen; hierzu wären jedoch zeitlich enger gestaffelte Messungen nötig. Ebenso muss die Frage offen bleiben, ob ein gehäuftes oder regelmäßiges Auftreten von Sturmereignissen bei im Vergleich zum Zeitraum von 1986-2010 geänderten klimatischen Verhältnissen zu stärker hervortretenden Effekten im Wasserkörper des Ammersees führen würden.

### 5.2.9 Analyse von Extremereignissen: Niederschlag

Um den Einfluss des Niederschlags auf die thermische Struktur des Ammersees beurteilen zu können, wurden die meteorologischen Messzeitreihen an den umliegenden DWD-Messstandorten untersucht. Zur Identifikation von extremen Ereignissen wurden die vorliegenden Niederschlagsmessdaten - in der Regel drei tägliche Messwerte - zunächst zu täglichen Summenwerten zusammengefasst. Hierbei ergibt sich eine Messdatenreihe, die ganz offensichtlich keine Normalverteilung aufweist, da unabhängig von der Klasseneinteilung der Daten die jeweils kleinste Klasse die meisten Messwerte enthält, weil der überwiegende Anteil der Tage keine oder sehr niedrige Niederschläge aufweist. Deshalb wurden zur Betrachtung der Extremereignisse die Quantile bestimmt, in denen jeweils 95% sowie 99% der Messwerte auftreten. Die Werte außerhalb dieses Bereichs sollen in der Analyse als statistische Extremereignisse betrachtet werden.

Für eine Analyse der damit im Zusammenhang stehenden hydrothermischen Vorgänge werden nun diejenigen Stark- bzw. Extremniederschläge betrachtet, die im Zeitraum zwischen dem 23.8.2008 und dem 28.2.2009 aufgetreten sind, da hier parallel hochauflösende Wassertemperaturdaten vorliegen. Dies ermöglicht eine Einschätzung, ob diese Ereignisse eine außergewöhnliche Entwicklung der Wassertemperaturwerte zur Folge haben.

Da Schauer und Gewitter oftmals lokal beschränkt auftreten, muss für jedes Niederschlagsereignis zumindest abgeschätzt werden, ob sein Ausdehnungsgebiet den Ammersee ganz oder größtenteils einschließt. Dazu wurden im gewählten Zeitraum die Niederschlagsmessungen von acht DWD-Messstationen rund um den Ammersee betrachtet: Wielenbach, Dießen-Dettenschwang, Andechs-Erling, Utting-Achselschwang, Moorenweis-Grunertshofen, Gilching, Wessobrunn-Puitl und Hohenpeißenberg (s. Abb. 32, S. 72).

Für die Stichprobe aus Wielenbach ergibt sich für den Zeitraum vom 1.11.1986 bis zum 30.9.2010, dass 5% der Tagessummenwerte höher als 13.4 mm liegen und 1% der Werte über 28.1 mm. Im betrachteten Zeitraum vom 23.8.2008 bis 28.2.2009 tritt kein Niederschlagsmesswert auf, der außerhalb des 99%-Quantils liegt, und genau ein Messwert, der außerhalb des 95%-Quantils liegt: am 28.10.2008 wurde eine Niederschlagssumme von 15.1 mm gemessen.

Um zu ermitteln, ob es sich hierbei um ein auf den Raum Wielenbach beschränktes Ereignis handelt oder ob tatsächlich die Seeoberfläche direkt vom Niederschlag getroffen wurde, wurden nun die Messdaten der weiteren sieben DWD-Stationen miteinbezogen. Hierbei stellt man einen in Nord-Südrichtung ansteigenden Gradienten fest: In Gilching wurde mit 5.4 mm der minimale Wert der betrachteten Stationen gemessen, während der Maximalwert mit 16.4 mm am Hohenpeißenberg auftrat. Grundsätzlich lässt sich jedoch von diesen Daten ableiten, dass die gesamte Seeoberfläche an diesem Tag mit großer Wahrscheinlichkeit von Niederschlägen getroffen wurde.

Zur Beurteilung, ob Niederschläge tatsächlich einen direkten messbaren Einfluss auf die thermischen Verhältnisse im Seekörper des Ammersees haben, wurde nun der stündliche

## Niederschlags-Messtationen (DWD) im Ammersee-Einzugsgebiet

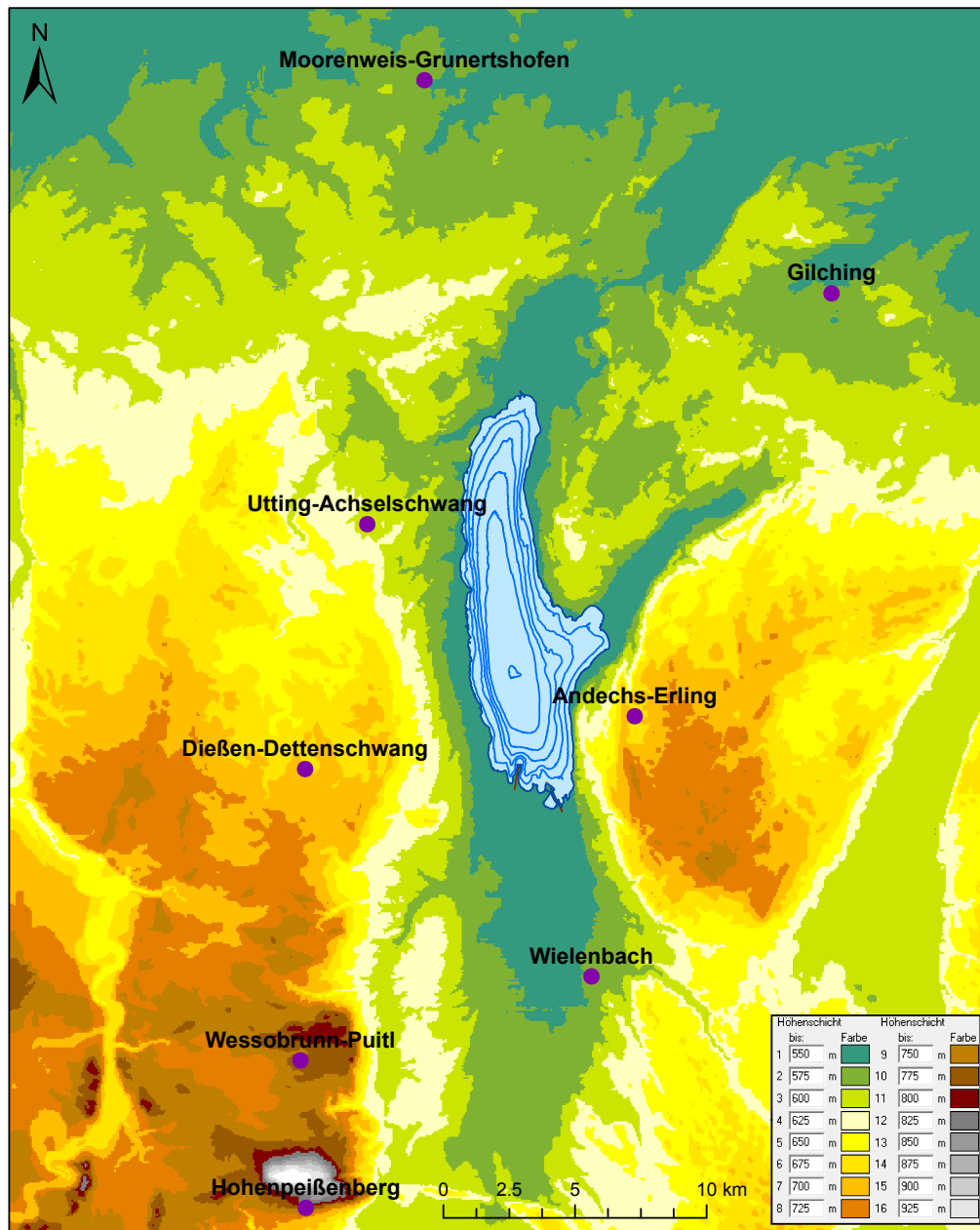


Abb. 32: Niederschlagsmessstationen des Deutschen Wetterdienstes in unmittelbarer Nähe des Ammersees (eigene Darstellung, Datenquelle: Top50-Viewer der Bayerischen Vermessungsverwaltung (Höhenschichtung), Echolotmessung des Wasserwirtschaftsamts Weilheim (Bathymetrie))

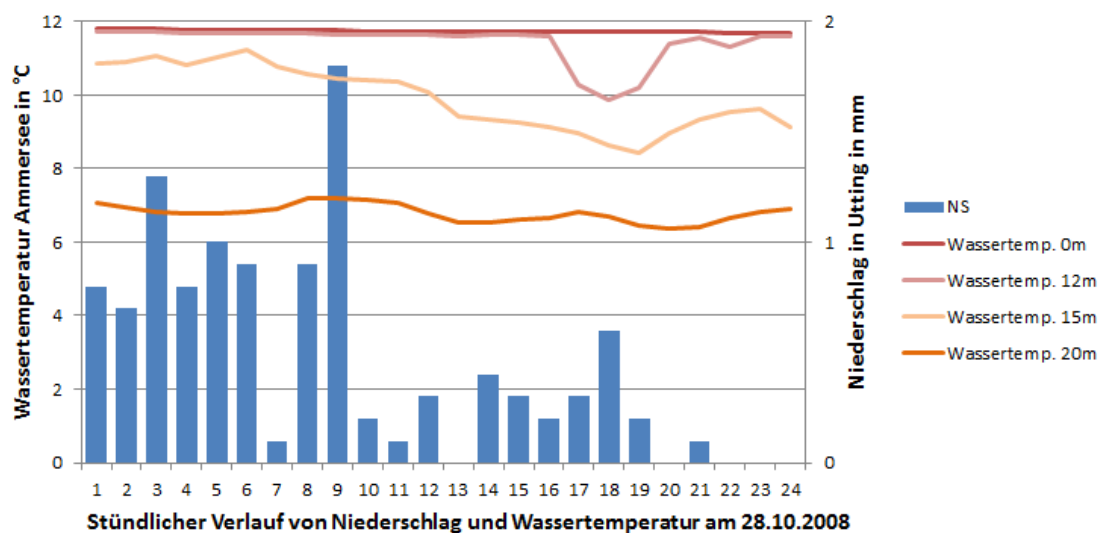


Abb. 33: Stündlicher Verlauf am 28.10.2008: Niederschlag in Utting sowie Wassertemperaturen im Ammersee (eigene Darstellung, Datenquelle: Limnologische Messstation des Projektes LAGO (Wassertemperatur), Deutscher Wetterdienst (Niederschlag))

Verlauf der Wassertemperatur sowie der Niederschläge an diesem Tag exemplarisch analysiert und grafisch gegenübergestellt (Abb. 33). Dieser Vergleich wurde mithilfe von Daten der DWD-Station Utting-Achselschwang durchgeführt, da es sich hierbei um die am nächsten am Ammersee liegende Station handelt, an der stündliche Niederschlagsmessdaten aufgezeichnet werden. Von den 16 Tiefenstufen, in denen von der limnologischen Messstation des Projektes LAGO die Wassertemperatur im Ammersee gemessen wurde, sind in der Grafik die Oberflächentemperatur sowie die Temperaturen in 12 m, 15 m sowie 20 m Tiefe aufgetragen. Diese Selektion wurde deshalb getroffen, da die Tiefen von 1 – 10 m einen analogen Verlauf zeigen wie die Oberflächentemperatur und sich nur innerhalb der Sprungschicht sowie an deren oberem Rand (in 12 m Tiefe) Veränderungen zeigen.

Eine nähere Betrachtung der Grafik zeigt, dass der Niederschlag offenbar keine unmittelbare Temperaturveränderung an der Wasseroberfläche induzieren konnte. Die im Tagesverlauf ab 16 Uhr einsetzenden Temperaturveränderungen innerhalb der Sprungschicht korrelieren zeitlich nicht mit dem Auftreten der maximalen Niederschlagsintensitäten, die gegen 3 Uhr sowie gegen 9 Uhr morgens eintraten. Diese Beobachtung kann als exemplarisch dafür angesehen werden, dass Niederschläge in der Regel nicht zu einer Veränderung der Temperaturverhältnisse im Ammersee führen.

Die Frage, ob sich dies bei sehr starken Niederschlagsereignissen ändert, stellt eine inhaltliche Herausforderung in Anbetracht der vorliegenden Niederschlagsmessdaten von acht zum Teil mehreren Kilometern vom Ammersee entfernten Stationen im untersuchten Gebiet dar, weil der Ammersee mit 15 km Nord-Süd-Ausdehnung sowie einem ansteigenden Relief im Süden Richtung Alpen und dessen Stauwirkung in seinem Verlauf unterschiedliche Niederschlagsverhältnisse aufweist. Dies äußert sich unter anderem bereits in den jährlichen Niederschlagssummen, die für die acht betrachteten Stationen im Zeitraum 1.8.2008 bis 31.7.2009 gebildet und grafisch dargestellt wurden (Abb. 34, S. 74). Die Jahressummen lie-

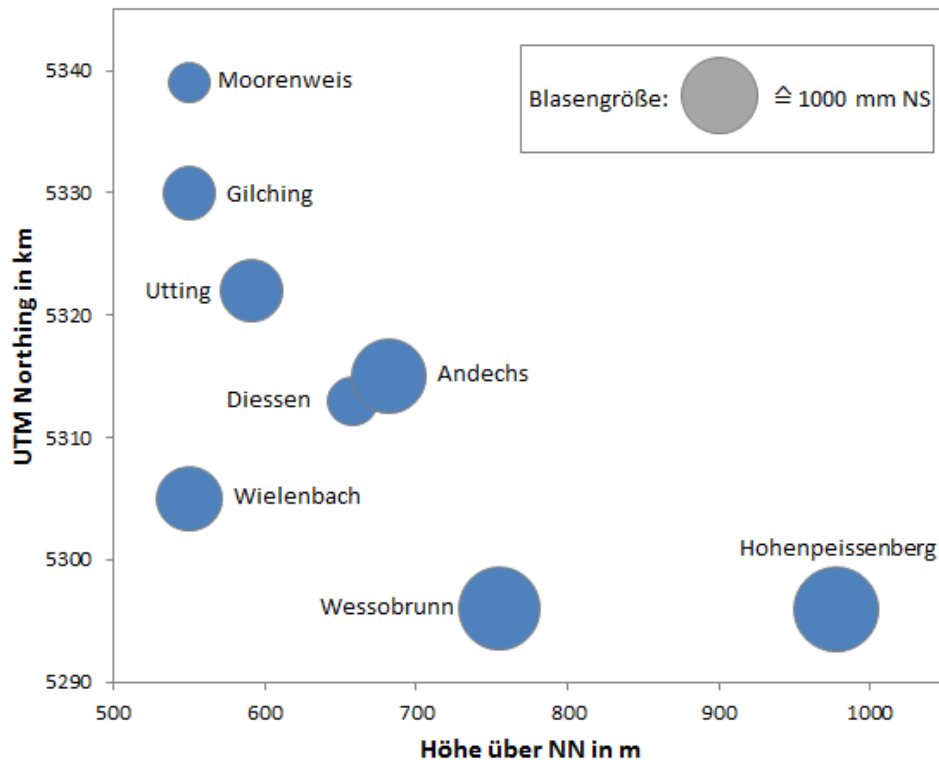


Abb. 34: Jährliche Niederschlagsmengen (Blasengröße) im Ammerseeumland in Abhängigkeit von Höhe über NN (x-Achse) und geographischer Breite (y-Achse) (eigene Darstellung, Datenquelle: Deutscher Wetterdienst (Niederschlag))

gen dabei zwischen  $790\text{ mm}$  bei der nördlichsten Station, Moorenweis-Grunertshofen, und  $1060\text{ mm}$  am Hohenpeißenberg, der südlichsten und gleichzeitig höchstgelegenen Messstation. Dies entspricht einer maximalen Abweichung von 45%. Abbildung 34 zeigt den Zusammenhang, dass die jährliche Niederschlagsmenge mit sinkender Höhenlage und mit zunehmender Entfernung von den Alpen abnimmt. Die einzige Ausnahme in dieser Grafik stellt die Station Dießen-Dettenschwang dar. Die dortigen im Verhältnis zu den anderen Stationen niedrigeren Niederschlagsmengen lassen sich jedoch durch die ausgeprägte Leelage der Station im Verhältnis zu den in diesem Gebiet vorherrschenden Westwinden erklären (Abb. 32, S. 72).

Um die Messdaten der umliegenden Stationen auf die Seefläche des Ammersees übertragen zu können, muss in Anbetracht der unterschiedlichen vorliegenden Witterungsbedingungen räumlich interpoliert werden. Insbesondere trifft dies für Tage mit lokalen Schauern zu, da deren Einfluss auf den See rein aufgrund einzelner Messwerte umliegender Stationen nicht ermittelt werden kann. Hierzu wurden exemplarisch vier gewitterreiche Tage in einer Woche im Sommer 2009 betrachtet und an jenen Tagen die Werte der acht DWD-Niederschlagsmessstationen im Ammerseeumland mithilfe eines kubischen Splines unter Verwendung des Tension-Parameters räumlich interpoliert.

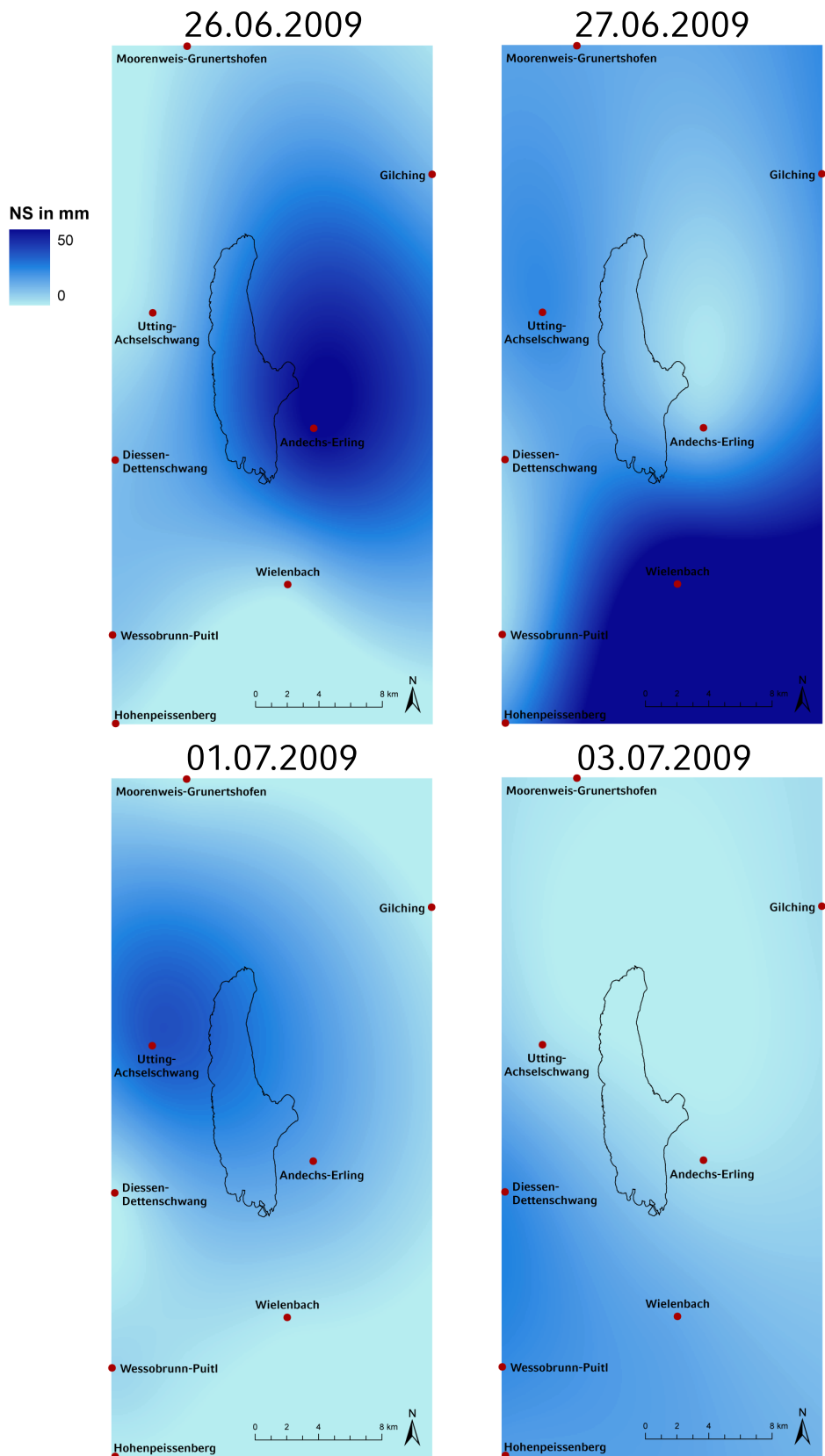


Abb. 35: Räumliche Interpolation der Niederschlagsmessdaten von 8 Stationen im Ammerseeumland im Sommer 2009 mit kubischem Spline und Tension-Parameter (eigene Darstellung, Datenquelle: Deutscher Wetterdienst (Niederschlag))



Die vier betrachteten Tage wurden aus folgenden Gründen ausgewählt:

- 26. Juni: Maximalwert in Andechs-Erling (50.6 *mm*)
- 27. Juni: Maximalwert in Wielenbach (65.8 *mm*)
- 1. Juli: Maximalwert in Utting-Achselschwang (34.4 *mm*)
- 3. Juli: Maximalwerte in Dießen-Dettenschwang (23.4 *mm*) sowie Wessobrunn-Puitl (22.4 *mm*)

Bei der Betrachtung der Interpolationsergebnisse (Abb. 35, S. 75) fällt auf, dass offenbar im Ammerseeinzugsgebiet oftmals Wetterlagen auftreten, bei denen Gewitter eng lokal begrenzt bleiben. Je nach Entfernung der jeweiligen Messstation vom Ammersee und nach Intensität der Niederschläge der umliegenden Stationen ergibt sich zusätzlich ein unterschiedliches Bild über den Anteil der Seefläche, der vom Starkniederschlag getroffen wurde.

In der Gesamtschau muss man zu dem Schluss kommen, dass selbst ein extrem hoher Niederschlagsmesswert an einer Messstation in unmittelbarer Nähe des Sees noch keinen flächenhaften Einfluss auf die Seeoberfläche haben muss und dass daher die Messwerte einzelner Niederschlagsmessstationen nicht als repräsentativ für die Niederschlagsverhältnisse über der Seefläche angesehen werden dürfen.

Aufgrund der exemplarischen Beobachtungen, dass flächenhafte starke Niederschlagsereignisse nicht grundsätzlich einen messbaren Einfluss auf die Temperaturverhältnisse im See zeigen müssen und dass extreme Niederschlagsereignisse oftmals räumlich begrenzt auftreten, können ihre Auswirkungen nicht standardisiert abgebildet und in das zu generierende eindimensionale Seeökosystemmodell eingebracht werden.

#### **5.2.10 Winterliche Schichtungsverhältnisse und Eisbedeckung im Ammersee**

Ein Aspekt, der auf den Zustand eines Seeökosystems mittel- und langfristige Auswirkungen haben kann, sind die Schichtungsverhältnisse im Jahresverlauf. Bei dimiktischen Seen wie dem Ammersee spielen insbesondere die Zirkulationsphasen im Frühjahr und Herbst eine wichtige Rolle für die Entwicklung des Wärmeinhalts des gesamten Seekörpers, den Sauerstoffgehalt, den Stoffhaushalt und damit nicht zuletzt auch die Entwicklung des Trophiezustandes (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005).

Aus den Detailuntersuchungen zur thermischen Entwicklung des Ammersees (RIPPL 2011, RIPPL et al. 2009, BUECHE unveröffentlicht) geht hervor, dass Zeitpunkt, Ablauf und Ausprägung der Frühjahrszirkulation und Sommerstagnation im Ammersee nur wenig variiert. Der Übergang zwischen Herbstzirkulation und Winterstagnation sowie die Ausbildung

einer geschlossenen Eisdecke von Jahr zu Jahr ist allerdings starken Schwankungen unterworfen. Deshalb soll im Folgenden untersucht werden, welche Schichtungsverhältnisse im Winter in Abhängigkeit von meteorologischen Randbedingungen, insbesondere der Lufttemperatur, eintreten. Hierzu wurde der Zeitraum vom Winter 1992/1993 bis zum Winter 2009/2010 betrachtet. Für die Analysen wurden drei Mal täglich gemessene Daten der Lufttemperatur von der DWD-Station Raisting (ab 1999 Wielenbach) sowie Profildaten der Wassertemperatur im Ammersee vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim verwendet.

Historische Daten zur Eisbedeckung des Ammersees wurden von BÜCHE (unveröffentlicht) recherchiert. Im betrachteten Zeitraum konnte nur zweimal eine geschlossene Eisdecke über dem Ammersee nachgewiesen werden, im Jahr 1997 (ab dem 14. Januar) sowie im Jahr 2006 (ab dem 28. Januar). Zur Analyse der Schichtungsverhältnisse wurde für jeden Winter dasjenige Messprofil der Wassertemperaturen von der Seeoberfläche bis zum Grund ausgewählt, das im Mittel die niedrigsten Temperaturen aufweist. Die Profile sind in Abbildung 36 und 37 (S. 78 - 79) grafisch dargestellt, der Bereich um das Dichtemaximum von Wasser ist grau hervorgehoben. Für die Jahre 1997 und 2006 existieren aufgrund der oben beschriebenen kompletten Eisbedeckung keine Messdaten zu den kältesten Phasen des Winters, deshalb fehlen hier datenbasierte Temperaturprofile. Problematisch ist bei der Vorgehensweise, dass nicht in jedem Jahr Messungen zwischen Anfang Februar und Anfang März, der Zeitspanne mit üblicherweise den tiefsten Temperaturen im Seekörper, durchgeführt wurden und deshalb auf Profildaten vom Januar oder Mitte März zurückgegriffen werden musste. Dies soll in der anschließenden Analyse gesondert berücksichtigt werden.

Eine genaue Betrachtung von Abbildung 36 (S. 78) und 37 (S. 79) zeigt bereits, dass die Schichtungsverhältnisse im Ammersee im Winter von Jahr zu Jahr sehr unterschiedlich sind. In manchen Jahren kommt es zu einer sehr ausgeprägten inversen Schichtung, d.h. einer Schichtung mit negativem Temperaturgradienten von der Oberfläche zum Seegrund (so zum Beispiel 1996 oder 2009), was dem eigentlichen Charakteristikum eines dimiktischen Sees entspricht. In manchen Jahren wird nur eine Stratifikation, d.h. ein Temperaturprofil mit durchgehend  $4.0^{\circ}\text{C}$  (entsprechend dem Dichtemaximum von Wasser), erreicht. Im Winter 2006/2007, der mit seinen hohen gemessenen Temperaturen statistisch ein 500-jähriges Ereignis darstellt (STRAILE et al. 2010), blieben die Temperaturen den ganzen Winter über bei Werten  $>4.0^{\circ}\text{C}$ . Letzteres bedeutet, dass es zu keiner Winterstagnation kam, sondern dass die Herbstzirkulation den ganzen Winter über andauerte, um schließlich direkt in die Frühjahrszirkulation überzugehen. Dies ist eigentlich das typische Verhalten eines warm monomiktischen Sees wie des Bodensees (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Insofern ist es eine interessante Fragestellung für die Modellierung der zukünftigen Entwicklung der thermischen Verhältnisse im Ammersee, ob ein derartiges Zirkulationsverhalten in Zukunft öfter eintreten wird, und ob eine Neuklassifikation des bisher als dimiktisch angesehenen Ammersees als warm monomiktisch nötig wird.

Da in dem Modell, das im Rahmen dieser Dissertation entwickelt wurde, nur die Wasseroberflächentemperatur eines Sees berechnet werden kann, nicht aber das komplette thermische Profil bis zum Seegrund, kann das Zirkulations- und Stagnationsverhalten des Sees

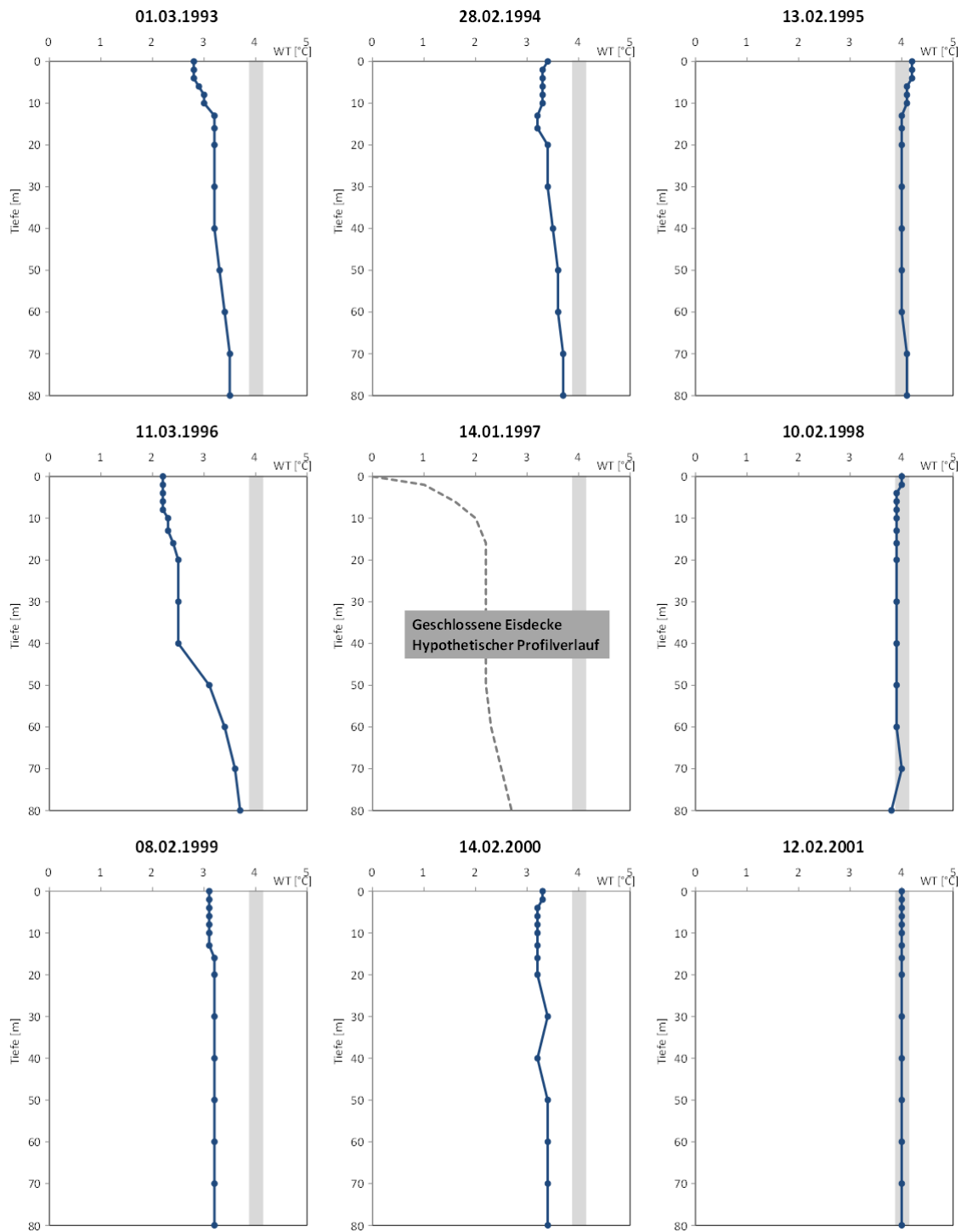


Abb. 36: Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee - kälteste gemessene Tageswerte pro Jahr 1993-2001, Bereich um das Dichtemaximum des Wassers grau markiert (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

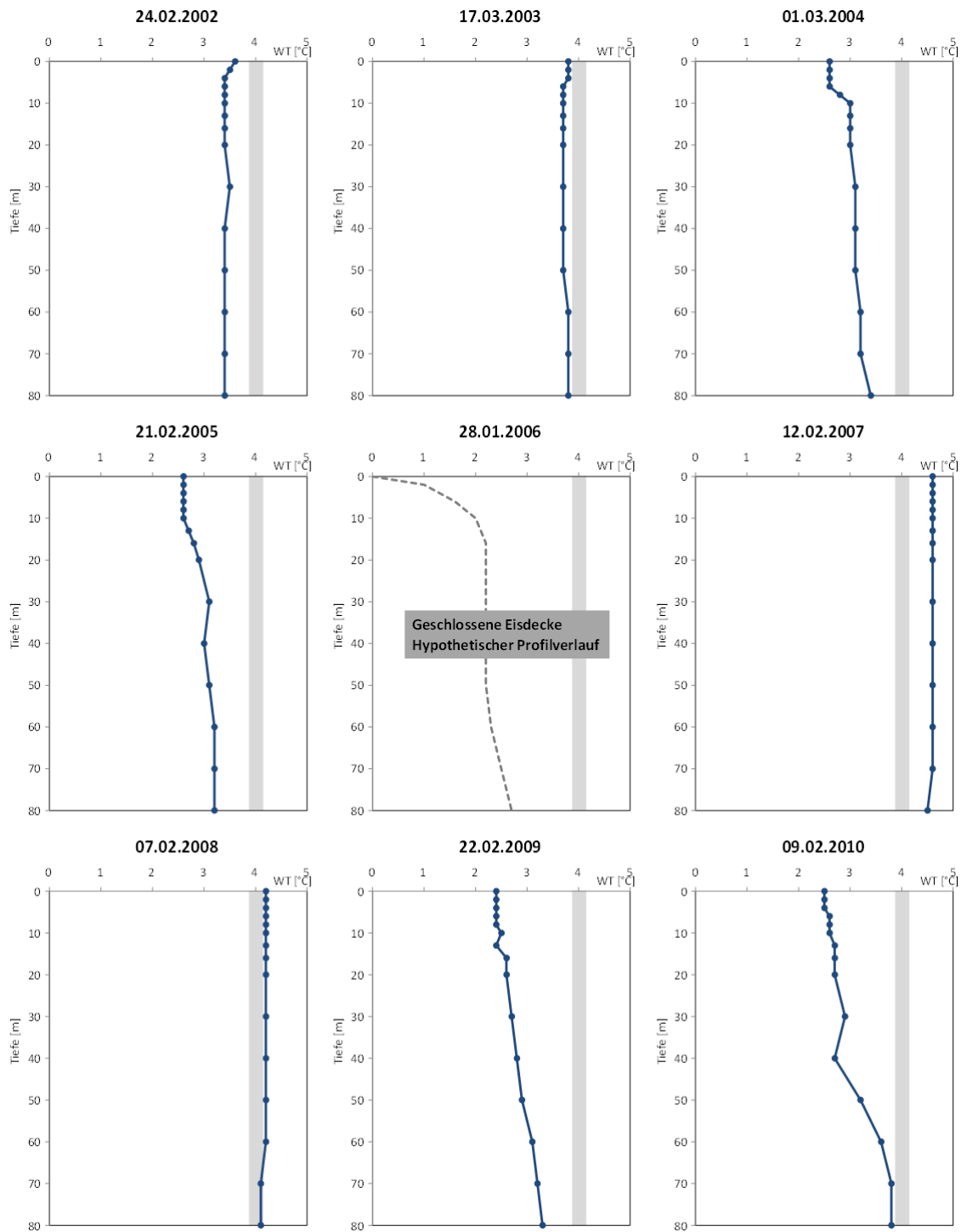


Abb. 37: Wassertemperatur-Tiefenprofile im Ammersee - kälteste gemessene Tageswerte pro Jahr 2002-2010, Bereich um das Dichtemaximum des Wassers grau markiert (eigene Darstellung, Datenquelle: Wassertemperaturen 2009 von automatischer Messstation des Projektes LAGO, alle anderen Jahre vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

im Modellierungszeitraum nicht direkt aus Temperaturprofilen wie in Abbildung 36 (S. 78) und 37 (S. 79) abgelesen werden. Wenn es dennoch im Modell abgebildet werden soll, dann muss dies allein auf Basis der im Modell verfügbaren Daten oder berechneten Simulationswerte geschehen. Es kommen hier also nur die Lufttemperatur sowie die Wasseroberflächentemperatur in Frage. Um bei der Modellierung der winterlichen Wassertemperaturen auftretende Fehler aus diesem Modellteil auszuklammern, wurde versucht, die Schichtungsverhältnisse im Winter mit den Lufttemperaturen in Relation zu setzen.

Zur Systematisierung der Untersuchung der Wassertemperatur-Tiefenprofile in Abbildung 36 und 37 wurden die im Winter erreichten Zirkulations- und Stagnationsstadien in 5 Kategorien eingeteilt:

- Das Stadium **Z4+** wird zum Ende der Herbstzirkulation erreicht, wenn der See einen homothermen Zustand mit Temperaturen erreicht, die über das Profil hinweg durchgehend  $> 4.0^{\circ}C$  sind.
- Das Stadium **Z4 =** liegt vor, wenn ein homothermer Zustand mit einer Temperatur von  $4.0^{\circ}C$  herrscht.
- Das Stadium **Z4–** bezeichnet einen Zustand, bei dem über das Profil hinweg Temperaturen  $< 4.0^{\circ}C$  gemessen wurden, aber noch keine inverse Schichtung vorliegt.
- Das Stadium **I** liegt vor, wenn die Wassertemperaturen Werte  $< 4^{\circ}C$  erreicht haben und darüber hinaus eine inverse Schichtung, also ein negativer Temperaturgradient von der Wasseroberflächen zum Seegrund, gegeben ist.
- Das Stadium **E** liegt vor, wenn zusätzlich zur inversen Schichtung auch eine durchgehende Eisbedeckung des Sees eingetreten ist.

Mit diesen Zirkulationstypen wurden alle Winter von 1992/1993 bis 2009/2010 anhand der zur Verfügung stehenden Messprofile klassifiziert und in Tabelle 3 (S. 81) aufgelistet. Sofern ein Zirkulations- bzw. Stagnationsstadium erreicht wurde, ist das zugehörige Kästchen in der Tabelle geschwärzt. Die Übersicht ist nach der durchschnittlichen Lufttemperatur der Monate Dezember, Januar und Februar sortiert, damit Zusammenhänge der betrachteten Größen leichter zu erkennen sind. Eine Betrachtung der Darstellung lässt folgende Schlüsse zu:

1. Bei durchschnittlichen Winter-Lufttemperaturen  $> 2.0^{\circ}C$  wird nur das Stadium **Z4+** erreicht, die Wassertemperaturen im gesamten Seekörper verbleiben  $> 4.0^{\circ}C$ .
2. Durchschnittliche Lufttemperaturen  $< -1.0^{\circ}C$  führen sicher zu einer inversen Schichtung (Stadium **I**).
3. Bereits bei Lufttemperaturen  $< 1.0^{\circ}C$  tritt bis auf eine Ausnahme immer eine inverse Schichtung auf. Die Ausnahme stellt dabei der Winter 2002/2003 dar, wo zwischen Mitte Januar und Anfang März keine Messprofile vorlagen und deshalb auf eine Messung vom 17. März zurückgegriffen werden musste. Zu jenem Zeitpunkt hatte jedoch

Jahr	LT [°C] Dez,Jan,Feb	Zirkulationstyp				
		Z4+	Z4=	Z4-	I	E
2006/2007	3.44	x				
1994/1995	2.05	x				
1993/1994	1.86	x	x	x		
2007/2008	1.74	x				
1997/1998	1.46	x	x			
2000/2001	1.39	x	x			
1999/2000	1.11	x	x	x		
2001/2002	1.04	x	x	x		
2003/2004	0.30	x	x	x	x	
1992/1993	0.22	x	x	x	x	
1998/1999	-0.03	x	x	x	x	
2002/2003	-0.43	x	x	x		
2004/2005	-1.01	x	x	x	x	
2009/2010	-1.08	x	x	x	x	
2008/2009	-1.12	x	x	x	x	
1996/1997	-1.18	x	x	x	x	x
1995/1996	-1.98	x	x	x	x	
2005/2006	-2.58	x	x	x	x	x

Tab. 3: Durchschnittliche Winterlufttemperatur in Raisting (ab 1999 Wielenbach) von Dezember bis Februar und erreichter Status der Herbstzirkulation/Winterstagnation im Ammersee von 1992-2010, sortiert nach Lufttemperatur; Zirkulationsstatus abgeleitet aus Wassertemperatur-Tiefenprofilen von Januar-März, Erläuterung:

Z4+ - Vollzirkulation mit Temperaturen  $> 4.0^{\circ}C$

Z4= - Vollzirkulation mit Temperaturen  $= 4.0^{\circ}C$

Z4- - Vollzirkulation mit Temperaturen  $< 4.0^{\circ}C$

I - Inverse Schichtung

E - Geschlossene Eisdecke

(eigene Darstellung, Datenquelle: Lufttemperatur vom Deutschen Wetterdienst, Wassertemperaturen 2009 von automatischer Messstation des Projektes LAGO, alle anderen Jahre vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

die Frühlingszirkulation bereits eingesetzt. Insofern ist mit der vorliegenden Datelage nicht sicher nachweisbar, ob es in diesem Winter zu einer inversen Schichtung kam oder nicht.

4. Eine geschlossene Eisdecke kann erst bei einer durchschnittlichen Lufttemperatur  $< -1.0^{\circ}C$  entstehen. Ein genauer Schwellenwert oder eine sichere Entscheidungsregel kann nur basierend auf den Lufttemperaturen nicht ermittelt werden, insbesondere weil im zweitkältesten Winter (1995/1996) keine geschlossene Eisdecke beobachtet wurde.
5. Die jeweils am stärksten ausgeprägten Messprofile fallen in die Extrem-Winter im betrachteten Zeitraum, d.h. das wärmste Z4+-Profil wurde im wärmsten Winter (2006/2007) gemessen, eine geschlossene Eisdecke trat unter anderem im kältesten Winter (2005/2006) auf. Extrem kalte oder warme Winter schlagen sich also deutlich und unmittelbar in den thermischen Verhältnissen im Seekörper nieder.

Die Tatsachen, dass laut Beobachtung 5 der kälteste und der wärmste Winter der Untersuchungsperiode direkt aufeinanderfolgen und sich trotz der unmittelbaren zeitlichen Nähe jeweils auch extreme Wassertemperaturprofile ausbilden, sind ein Hinweis dafür, dass die thermische Pufferwirkung des Ammersees begrenzt ist und jahreszeitliche Energieüberschüsse oder -defizite im Seekörper grundsätzlich übers Jahr hinweg wieder ausgeglichen werden können. Jedoch legt Beobachtung 4 nahe, dass sich extrem warme oder kalte Bedingungen während einer Jahreszeit schon über mehr als ein Jahr im thermischen Verhalten des Sees manifestieren können - der zweitkälteste Winter (1995/1996) folgte nämlich unmittelbar auf den zweit- und drittwärmsten Winter der Periode, was ein Grund für das Nichtauftreten einer vollständigen Eisbedeckung des Ammersees sein könnte. Der umgekehrte Effekt könnte in der historischen Analyse der Eisbedeckungen des Ammersees nach BÜCHE (unveröffentlicht) dazu geführt haben, dass in den aufeinanderfolgenden Jahren 1985, 1986 und 1987 jeweils eine geschlossene Eisdecke auf dem Ammersee ausgebildet war (alle drei Winter waren allerdings auch überdurchschnittlich kalt). Weitere punktuelle Analysen zu extremen Witterungsbedingungen und ihren Einflüssen auf die thermische Schichtung des Ammersees sind in Kapitel 5.2.8 und in Kapitel 5.2.9 dargestellt.

### 5.2.11 Nährstoffhaushalt und Phytoplankton

Der Trophiegrad eines Sees ist eine abstrahierte Beschreibung des Zustands des gesamten See-Ökosystems. Er steht in engem Zusammenhang mit dem Stoffhaushalt sowie den Arten von Lebewesen, die im See vertreten sind, und deren Häufigkeit. Dabei bedingt der Nährstoffhaushalt in einem See seinen Trophiezustand, und sein Trophiezustand kann durch die Nährstoffkonzentrationen und die im See vorkommenden Tier- und Pflanzenarten bestimmt werden (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005).

Durch den anthropogenen Einfluss kam es zur Mitte des 20. Jahrhunderts insbesondere in dicht besiedelten Räumen zu Veränderungen im Trophiegrad von Seen, deren Auslöser die Einleitung von Abwässern in den See selbst und in seine Zuflüsse waren. Wie in zahlreichen anderen Seen Deutschlands führte dabei auch im Ammersee die plötzlich erhöhte Phosphatkonzentration zu einer Eutrophierung, der erst durch die flächendeckende Klärung der Haushalts- und Industrieabwässer im Einzugsgebiet sowie der Phosphatreduzierung in Waschmitteln Einhalt geboten werden konnte (STEINBERG & LENHART 1991). Durch den Bau einer Ringkanalisation um den Ammersee in den 70er-Jahren und die Nachrüstung der Kläranlagen im Ammerseeeinzugsgebiet mit Entphosphatisierungsstufen in den 80er-Jahren konnte der Phosphatgehalt im See weiter reduziert werden (NIXDORF et al. 2004), wobei der größte Sprung in der Reduktion der Phosphatfracht der Ammer, dem Hauptzufluss des Ammersees, 1985 mit Inbetriebnahme der Phosphatfällungsstufen in den Klärwerken Peißenberg, Weilheim und Oberammergau zu detektieren ist (LENHART 2000).

In der Konsequenz konnte in den 90er-Jahren eine Re-Oligotrophierung des Ammersees nachgewiesen werden, bei der jedoch ein oligotropher Zustand nicht ganz erreicht wurde, sondern der See in einem mesotrophen Zustand verblieb (LENHART 2000). Weitere Verbesserungen der Kläranlagen im Rahmen der EG-Kommunalabwasserrichtlinie führten dazu, dass mittlerweile bayernweit mehr als 85% des Phosphatgehalts der gesamten Abwassermenge durch biologische und weitergehende Behandlung entzogen wird (LFU 2011) - ein Effekt, der auch im Ammersee spürbar ist: Bis 2007 hat sich der Re-Oligotrophierungstrend im Ammersee fortgesetzt, mittlerweile befindet sich der See im Übergang vom mesotrophen zum oligotrophen Zustand, jedoch ohne Tendenz zur weiteren Oligotrophierung (RINGLSTETTER unveröffentlicht).

Wie das Beispiel Ammersee zeigt, ist der Stoffhaushalt und Trophiezustand stark abhängig von den anthropogenen Einflüssen: nicht klimatische Veränderungen sind es, die die Änderungen im Stoffhaushalt des Ammersees im vergangenen Jahrhundert induziert haben, sondern einzig die Einleitung - respektive Fernhaltung - von Abwässern. In der Konsequenz bedeutet dies, dass der zukünftige Stoffhaushalt und Trophiezustand des Ammersees nur in Abhängigkeit von den menschlichen Einflüssen und ihrer Entwicklung modelliert werden kann. In der vorliegenden Dissertation wurde ein Weg gewählt, der die zukünftige Entwicklung unter der Bedingung beschreibt, dass die menschlichen Einflüsse sich im Vergleich zum Ist-Zustand nicht wesentlich verändern. Dies erlaubt eine Modellierung auf Ba-



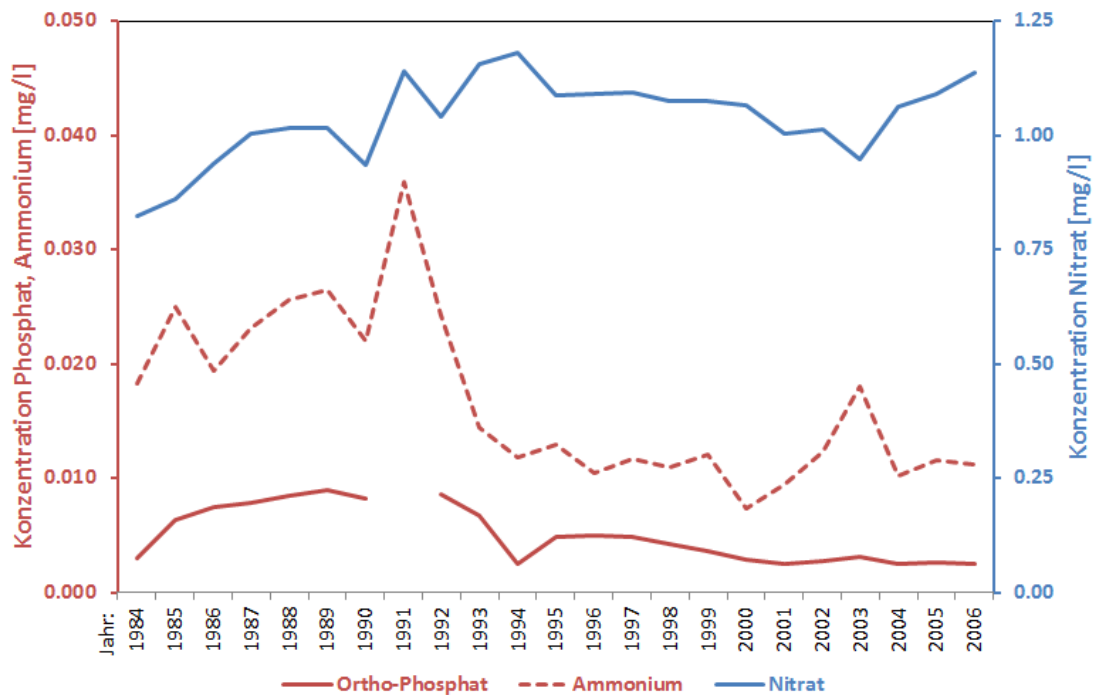


Abb. 38: Mittlere jährliche Konzentrationen von gelöstem reaktivem Phosphor, Nitrat und Ammonium im Ammersee bis zu einer Wassertiefe von 10 m (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

sis gemessener Werte aus den Jahren 1997-2007, da sich in diesem Zeitraum keine großen Veränderungen der Rahmenbedingungen ergeben haben und so die Einflüsse der Wasser- und Lufttemperaturen auf den Nährstoffhaushalt und die Phytoplanktonkonzentrationen analysiert und zur Modellrechnung herangezogen werden können.

Für die Modellierung des Nährstoffhaushalts wurden drei der wesentlichen Parameter ausgewählt: der Nitratgehalt, die Ammonium-Konzentration und der Gehalt an gelöstem reaktivem (Ortho-)Phosphat. Die Daten stammen vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, das in regelmäßigen Abständen von vier bis sechs Wochen oberhalb der tiefsten Stelle des Ammersees Messproben von der Wasseroberfläche bis zum Grund entnimmt und auf die chemische Zusammensetzung überprüft. Bei allen drei Parametern wurde der Mittelwert der Messungen von der Oberfläche bis in 10 m Tiefe zur Modellierung verwendet, da aufgrund der mit der Wassertiefe zunehmenden Abdunkelung nur in oberflächennahen Schichten Photosyntheseaktivität zu verzeichnen und damit ein dynamischer Nährstoffkreislauf ablaufen kann. Von den drei zur Verfügung stehenden Phosphor-Parametern (Gesamtphosphor, partikuläres Phosphat und gelöstes reaktives Phosphat) wurde das gelöste reaktive Phosphat ins Modell eingebracht, da es der einzige Parameter ist, der für den Großteil der Phytoplankter im See direkt und unmittelbar aufgenommen werden kann (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Einzelne punktuelle Einträge (partikulären) Phosphors über den Hauptzufluss Ammer, deren Auftreten mit Starkniederschlagsereignissen korreliert (RINGLSTETTER unveröffentlicht), schlagen sich nicht in einer erhöhten Orthophosphatkonzentration nieder und führen zu keiner erhöhten Phytoplanktonproduktion. Diese Beobachtungen aus dem Ammersee decken sich mit Untersuchungen, bei denen Seen kontrolliert Phosphat zugeführt wurde, das wiederum „in kurzer Zeit in organisch gebun-

dener Form im Sediment deponiert war“ (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005, S. 114).

Betrachtet man den Verlauf der Konzentrationen von Phosphat, Nitrat und Ammonium seit 1984 (Abb. 38, S. 84), so fällt auf, dass es seit Beginn der 90er-Jahre einen Sprung der Phosphat- und Nitratkonzentrationen nach unten gab, was zeitlich mit der zu Beginn des Kapitels erwähnten Ausrüstung der Kläranlagen im Einzugsgebiet mit Entphosphatisierungsstufen zusammenfällt. Der gleichzeitige leichte Anstieg der Nitratkonzentrationen kann erklärt werden durch die bis heute nur in geringem Ausmaß stattfindende Entnitrifizierung der Abwässer (LFU 2011) und den Fakt, dass im Nährstoffkreislauf des Ammersees das Phosphat der limitierende Faktor ist: Laut der Gesamtgleichung der Primärproduktion ist Stickstoff und Phosphor in einem Verhältnis von 16:1 notwendig (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005), während im Ammersee im Jahresdurchschnitt Verhältnisse zwischen 75:1 (1990) und 305:1 (1994) vorlagen. Es ist jedoch kein ansteigender Trend der Nitratkonzentrationen seit dem Sprung Anfang der 90er-Jahre erkennbar.

Zu den im Ammersee vorkommenden Phytoplanktonarten und deren Konzentrationen lagen vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim Daten von 1986 bis 2007 vor. Problematisch war an der Datenlage, dass von 1986 bis 1996 die Phytoplankter nur in Zellen pro Milliliter erfasst waren, von 2003 bis 2007 nur in Häufigkeitsklassen, und nur im Zeitraum von 1997 bis 2002 in beiden Einheiten. Da die Umrechnung der beiden Dimensionen ineinander nicht trivial ist, wurde stattdessen der Analysezeitraum auf 1997-2007 eingegrenzt und es wurden nur die Daten herangezogen, die in Häufigkeitsklassen von 1 (einzelne Individuen) bis 7 (massenhaftes Auftreten) erfasst waren.

Eine weitere Herausforderung stellte die Angabe der Phytoplanktonkonzentrationen dar, die nur zum Teil auf Ebene der Arten angegeben und stattdessen oftmals unter ihrer Gattung zusammengefasst waren. Dem wurde dadurch begegnet, dass nur wenn den ganzen Beobachtungszeitraum über durchgehend eine Phytoplanktonart nachgewiesen wurde, diese in die Analyse und Modellierung übernommen wurde. Wurde jedoch teilweise nur der Gattungsname erfasst, dann wurden im kompletten Zeitraum alle Beobachtungen auf den Gattungsnamen zusammengeführt. Falls in einem solchen Fall zu einem Messzeitpunkt mehrere Arten der Gattung erfasst worden sind, so wurde für diesen Zeitpunkt die maximale Häufigkeitsklasse in die Analyse übernommen. Um für eine Analyse sowohl der jährlichen als auch der monatlichen Entwicklung eine ausreichende Datenbasis sicherzustellen, wurden nur diejenigen Gattungen bzw. Arten betrachtet, die zu mindestens 50 Zeitpunkten nachgewiesen wurden. Darunter fielen insgesamt 10 Arten (*Fragilaria crotonensis*, *Fragilaria ulna*, *Asterionella formosa*, *Planktothrix rubescens*, *Pandorina morum*, *Ceratium hirundinella*, *Tabellaria flocculosa*, *Phacotus lendneri*, *Pediastrum boryanum*, *Snowella lacustris*) sowie zu 12 Gattungen zusammengefasste Beobachtungen (*Stephanodiscus*, *Cosmarium*, *Cyclotella*, *Aulacoseira*, *Mallomonas*, *Dinobryon*, *Oocystis*, *Chroococcus*, *Staurostrum*, *Eutetramorus*, *Peridinium*, *Gymnodinium*).

Diese 22 Phytoplankter wurden zunächst einer automatisierten Analyse unterzogen. Hierzu wurde ein PHP-Skript verwendet, das im gesamten betrachteten Zeitraum monatliche

und jährliche Mittelwerte bildet und diese pro Planktonart bzw. -gattung in zwei Diagrammen darstellt. Im Diagramm des monatlichen Verlaufs wurde zusätzlich eine Sinusapproximierung durchgeführt, bei der eine Sinuskurve solange auf den Verlauf und Wertebereich angepasst wurde, bis die Abweichungen zwischen den Messwerten und dem Sinus ein Minimum erreichten. Um die Vergleichbarkeit aller Auswertungen zu wahren und möglichst gut herauszuarbeiten, ob es üblicherweise zu einem festen Zeitpunkt ein jährliches Produktionsmaximum gibt, wurde für diese Analyse immer eine komplette Sinuskurve verwendet. Im Diagramm des jährlichen Verlaufs wurde ferner ein linearer Trend berechnet und eingetragen. Zusätzlich mit einem Histogramm des Auftretens jeder einzelnen Häufigkeitsklasse soll diese einheitliche Darstellung eine schnell zu erfassende Basis für die weiteren Analysen bilden, denn nur diejenigen Phytoplankter, die in ihrem Verlauf Regelmäßigkeiten aufweisen, können potentiell neue Erkenntnisse in einem empirischen Modell liefern.

Diese Einschätzung traf für acht Phytoplanktonarten und -gattungen zu, deren Entwicklung in Abbildung 39 - 46 (S. 87 - 94) grafisch dargestellt ist und im Folgenden kurz erläutert werden soll. Bei allen Beschreibungen ist zu beachten, dass jede Art für sich genommen eine Menge möglicher limitierender Faktoren besitzt. Das heißt, von einer Auswahl an Lebensraumbedingungen - z.B. der  $CO_2$ -Konzentration, der Phosphorkonzentration, der Temperatur, dem verfügbaren Licht, der Silicium-Konzentration oder der *Grazing*-Rate der Zooplankton-Populationen - kann jede die weitere Ausbreitung der Art abbremsen oder stoppen, sobald ein charakteristischer Mindest-Schwellenwert unterschritten wird. Das heißt, eine absolute Aussage, welche Phytoplankter zum Beispiel bei einem bestimmten Trophiegrad oder einer bestimmten Wassertemperatur vorherrschen wird, ist nicht möglich, da es daneben immer noch einen oder mehrere zusätzliche limitierende Faktoren geben kann, die in der eigenen Analyse nicht betrachtet wurden. Es ist stets nur möglich, eine relative Aussage zu machen, welche Arten sich bevorzugt ausbreiten, wenn ein bestimmter Parameter erhöht oder verringert wird, aber gleichzeitig alle anderen Rahmenbedingungen nicht verändert werden (REYNOLDS 1998).

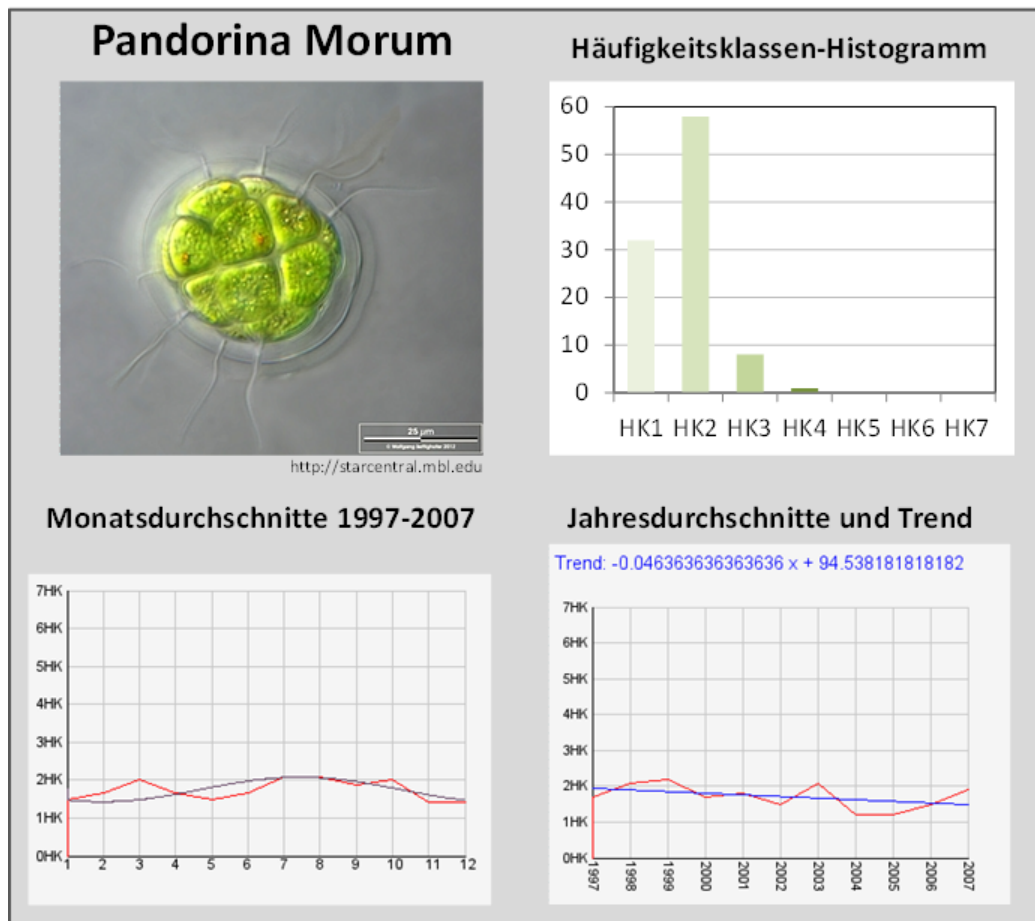


Abb. 39: *Pandorina Morum*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: MBL (2012))

Bei *Pandorina morum*, einer Vertreterin der Klasse *Chlorophyceae*, handelt es sich um eine Art, die über das komplette Trophiespektrum, von oligotroph bis hypertroph, vorkommt, jedoch erst in eutropher Umgebung in größerer Dichte gedeiht (REYNOLDS 1998, SCHAUMBURG et al. 2005). Dies entspricht den Beobachtungen am Ammersee, wo die Phytoplanktonart zwar regelmäßig nachgewiesen wird, aber stets in geringen Konzentrationen (Häufigkeitsklasse  $\leq 2$ ) (s. Abb. 39). Die jährliche Entwicklung zeigt einen wenig ausgeprägten, leicht abnehmenden Trend, was im Einklang mit dem nachlassenden Re-Oligotrophierungstrend des Ammersees steht. Die monatliche Entwicklung ist ausgeglichen und weist zu keiner Zeit Ausschläge in eine Richtung auf; das Maximum des Auftretens wurde per Sinuskalibrierung im Juli detektiert, was den exemplarischen Beobachtungen von SCHWOERBEL & BRENDENBERGER (2005) im Bodensee von 1979-1982 entspricht.

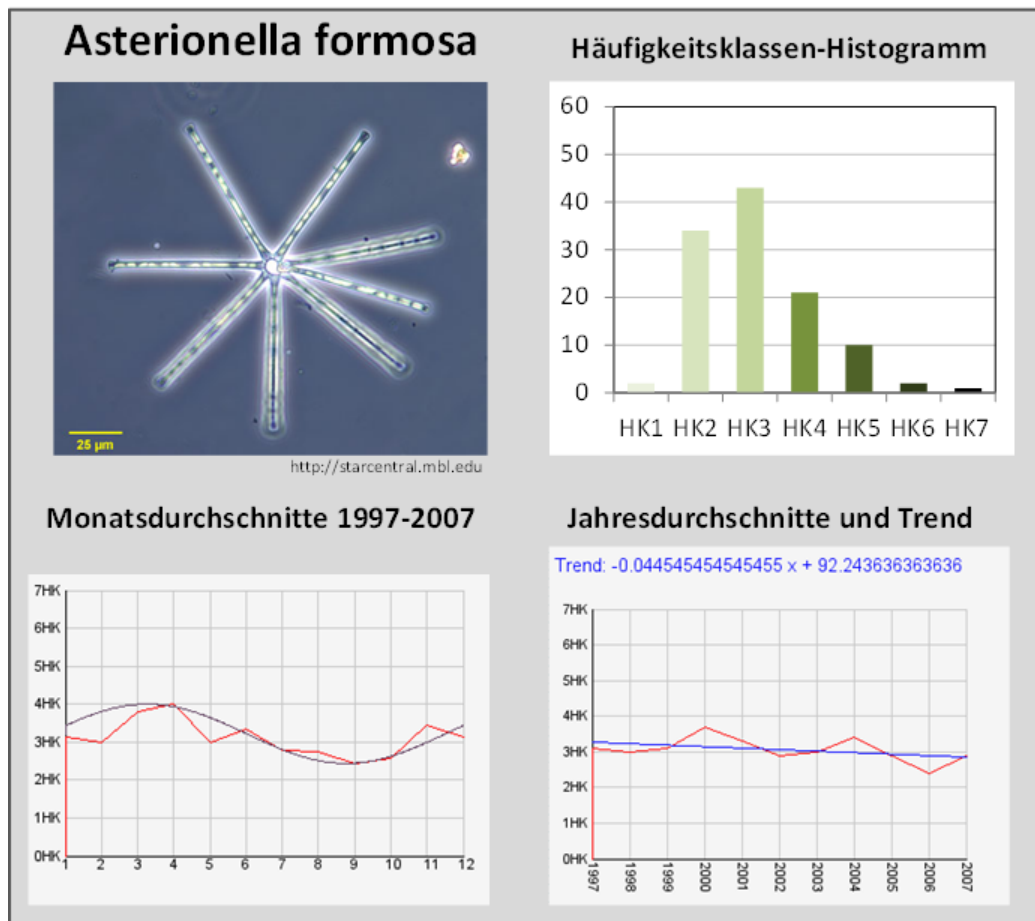


Abb. 40: *Asterionella formosa*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: MBL (2012))

Die Gattung *Asterionella* ist den Kieselalgen zugehörig, häufigste Art im Ammersee ist *Asterionella formosa*. Sie tritt insgesamt häufig auf (s. Abb. 40), im Zeitraum von 1997 bis 2007 ist ein leicht rückläufiger Trend zu verzeichnen, was der Charakterisierung von REYNOLDS (1998) entspricht, wonach die Art ein eutrophes Umfeld favorisiert; SCHAUMBURG et al. (2005) bezeichnen sie allerdings als nährstoffindifferent. In Jahressicht tritt das erste Maximum, das ein absolutes Maximum darstellt, gemittelt im April auf, ein zweites Maximum wird im Oktober/November erreicht. Dies entspricht grob den Beobachtungen von SCHWOERBEL & BRENDENBERGER (2005) im Bodensee von 1979-1982, jedoch trat hier das erste Maximum etwa 1-2 Monate später auf. Der einzige Fall von massenhaftem Auftreten (Häufigkeitsklasse 7) von *Asterionella formosa* wurde am 7.6.1999 nachgewiesen, zwei Wochen nach dem Pfingsthochwasser von 1999. Am 26.5.1999, unmittelbar zum Ende des Hochwassers, hatte der Messwert nur HK2 betragen, so dass nicht von einem Eintrag der Diatomeen von außen in den Ammersee auszugehen ist. Außerdem gehört *Asterionella formosa* nicht zu den vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim in der Ammer nachgewiesenen Planktern. Im Folgejahr kam es zur höchsten mittleren Konzentration von *Asterionella formosa*.

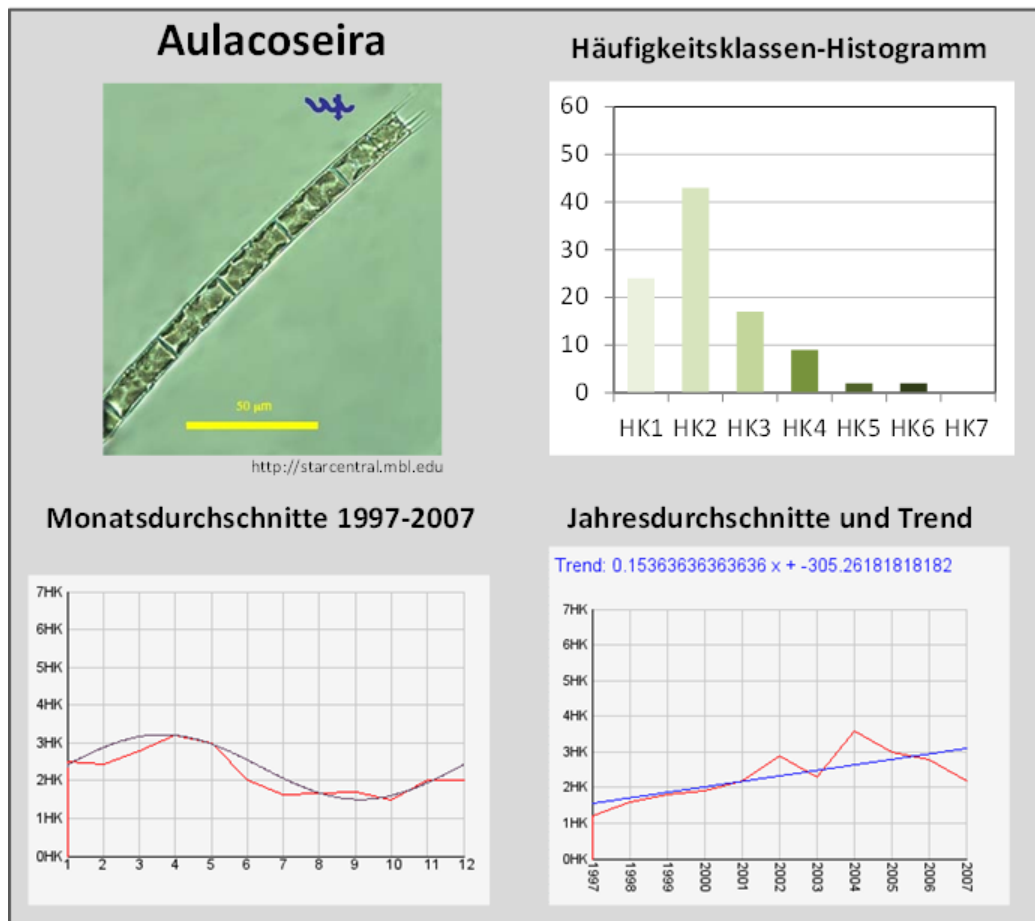


Abb. 41: *Aulacoseira*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim), Foto: MBL (2012)

Die Diatomeengattung *Aulacoseira* kommt vor allem in meso- bis eutropher Umgebung vor (REYNOLDS 1998), im Ammersee sind die Arten *Aulacoseira subarctica* und *Aulacoseira granulata* häufig vertreten. Die Mehrzahl der Beobachtungen des Wasserwirtschaftsamts Weilheim wurde jedoch nur mit dem Gattungsnamen versehen. Von 1997 bis 2007 ist ein ansteigender Trend der gesamten Gattung zu verzeichnen (s. Abb. 41), wobei die detaillierten Daten gleichzeitig eine Verschiebung vom Eutrophie-Indikator *Aulacoseira granulata* hin zur primär in mesotropher Umgebung vorkommenden Art *Aulacoseira subarctica* andeuten. Im Verlauf eines Jahres kommt es bereits im April zur maximalen Algenblüte, es ist kein zweites herbstliches Maximum ausgeprägt. Dies deckt sich nicht mit den Beobachtungen von SCHWOERBEL & BRENDENBERGER (2005) am Bodensee, wo *Aulacoseira granulata* 1979 und 1980 jeweils zwei eng aneinanderliegende und fast gleich stark ausgeprägte Maxima im Juli und im September aufwies. Das einzige gehäufte Auftreten der Gattung waren je ein Messwert der Häufigkeitsklasse 6 für die Art *Aulacoseira subarctica* im Frühjahr der verhältnismäßig kalten Jahre 2004 und 2005.

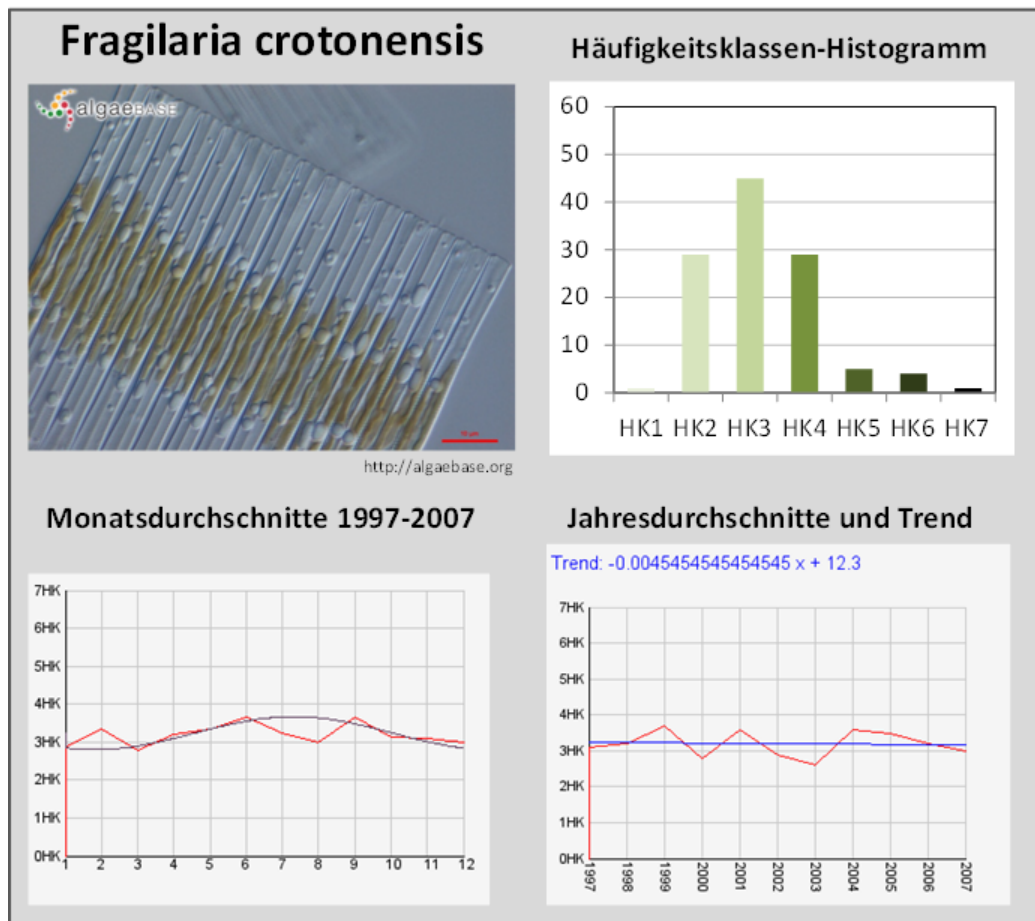


Abb. 42: *Fragilaria crotonensis*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: GUIRY & GUIRY (2012))

Die Phytoplanktonart *Fragilaria crotonensis* stellt eine der häufigsten Organismen im Ammersee seit 1997 dar, sie erreichte mehrmals Häufigkeitsklassen  $\geq 6$ , in den Jahren 1999, 2001, 2002 und 2004 jeweils in den Monaten Juni oder September. Ihre Konzentration ist durchschnittlich sowohl im Jahresverlauf als auch pro Monat betrachtet hoch (Häufigkeitsklasse 3), und sie zeigt weder im Jahresverlauf noch nach Monaten Tendenzen oder Trends (s. Abb. 42). Die Kieselalge *Fragilaria crotonensis* bildet lange unverzweigte Zellen, die sich zu kammartigen Gebilden aggregieren. Die dadurch vergrößerte Oberfläche bedeutet nicht nur einen Vorteil bei der Aufnahme von Nährstoffen und Licht gegenüber anderer Planktonarten, sie vermindert gleichzeitig auch den Einfluss des *Grazings*, d.h. des Abweidens, durch die Zooplankter (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). In oligo- bis eutrophen Seen kommt die Art gleichermaßen vor (REYNOLDS 1998, SCHAUMBURG et al. 2005).

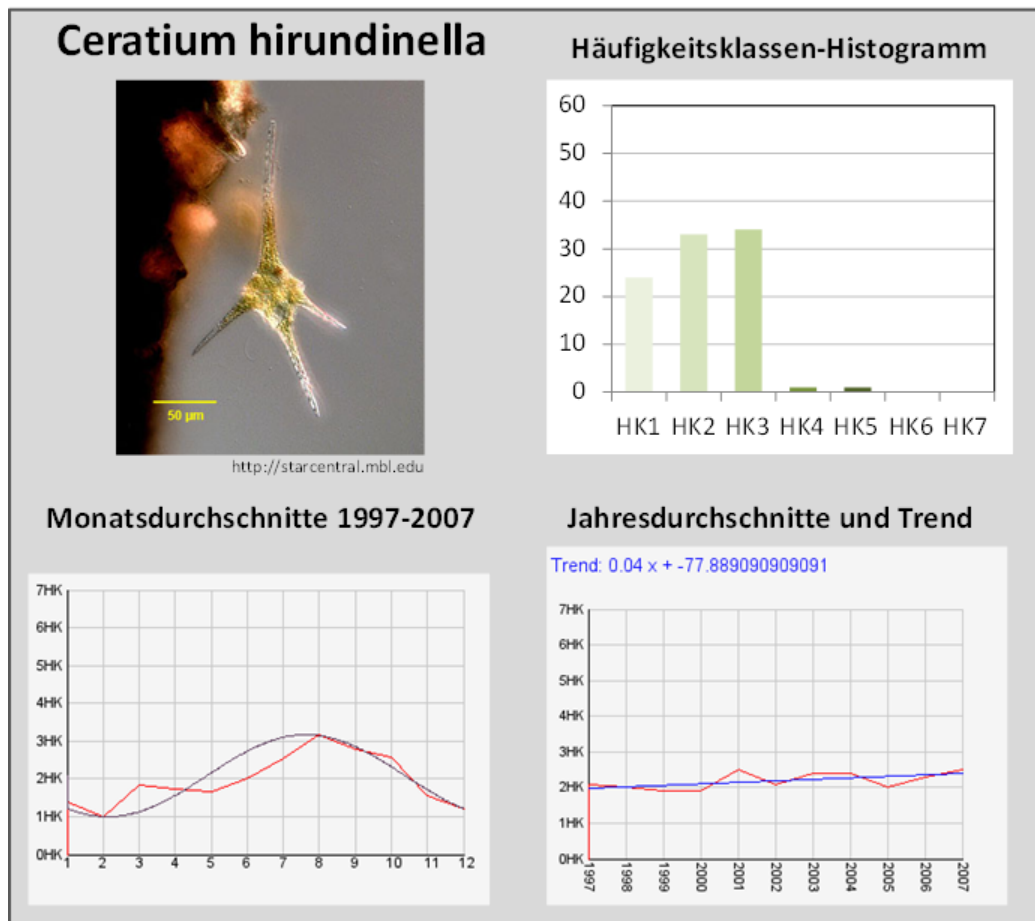


Abb. 43: *Ceratium hirundinella*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: MBL (2012))

Die Art *Ceratium hirundinella* ist einzellig und gehört zu den Dinoflagellaten. Die Art ist durch ihre Größe und ihren dicken Zellulosepanzer gut vor Fressfeinden geschützt, SOMMER (1994) bezeichnet sie sogar als „totes Ende im Nahrungsnetz“ (S. 200). Mit seiner Geißel kann der Phytoplankter selbstständig das Herabsinken in tiefere Seeschichten im Winter und das Wiederauftauchen im Sommer steuern. In der Vergangenheit kam es des Öfteren zu massenhaftem Auftreten von *Ceratium hirundinella* im Ammersee (NIXDORF et al. 2004), doch seit 1997 kulminieren die monatlichen Durchschnitte bei der Häufigkeitsklasse 3 im August (s. Abb. 43). Lediglich 2003, im heißesten Sommer des Untersuchungszeitraums, wurde einmalig die Häufigkeitsklasse 5 erreicht. Diese Beobachtungen entsprechen der Einschätzung von REYNOLDS (1998), wonach die Art erst unter eutrophen Bedingungen in Massen in Erscheinung tritt; nach SCHAUMBURG et al. (2005) ist sie meso- bis eutraphent. Im Bodensee wurde *Ceratium hirundinella* 1979 unter eutrophen Bedingungen massenhaft nachgewiesen, wobei die Population ebenfalls im August ihr Maximum erreichte. Als Gemeinsamkeit mit den Beobachtungen im Ammersee war auch im Bodensee ein zweites, deutlich weniger ausgeprägtes Maximum der Population im Frühjahr zu erkennen (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Im Zeitraum von 1997 bis 2007 manifestiert sich kein Trend in der Konzentration der Art.



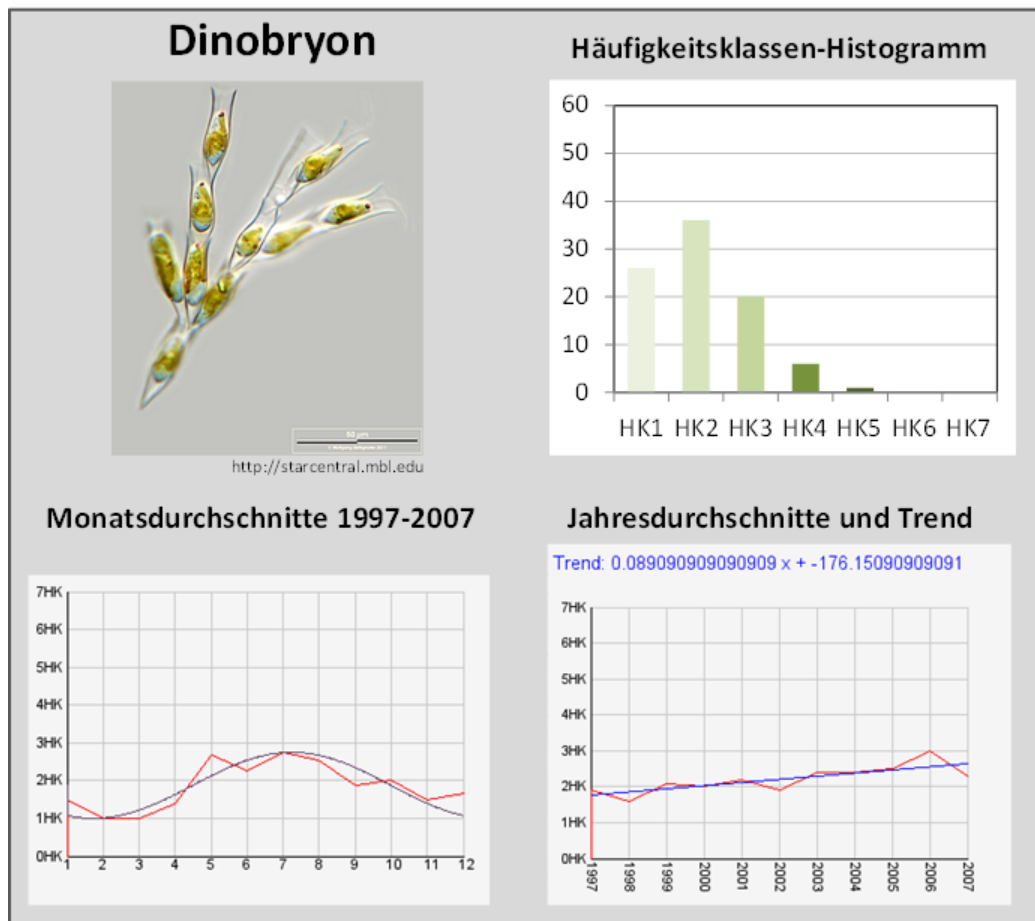


Abb. 44: Dinobryon: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: MBL (2012))

*Dinobryon* ist eine Gattung der Goldbraunen Algen (*Chrysophyceae*), die besonders in oligotrophen Gewässern vorkommt (REYNOLDS 1998). Die häufigste im Ammersee vorkommende Art ist *Dinobryon divergens*, die von SCHAUMBURG et al. (2005) als oligo- bis mesotrophant geführt wird. Weitere oft nachgewiesene Arten sind *Dinobryon sociale* und *Dinobryon bavaricum*, im Untersuchungszeitraum wurden auch bei Einzelmessungen *Dinobryon crenulatum*, *Dinobryon cylindicum* und *Dinobryon sertularia* aufgezeichnet. Die Gattung wird von hohen Phosphatkonzentrationen im Wasser gehemmt und ist ferner kaltwasserliebend (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Dies erklärt, warum die Gattung erst in den 90er-Jahren, als die Orthophosphatkonzentration im Ammersee nachhaltig zurückging (Abb. 38, S. 84), in größeren Konzentrationen aufschien (NIXDORF et al. 2004) und warum das Auftreten der Art im Bodensee 1979 und 1980 unter eutrophen Bedingungen sehr gering war (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Im Jahresverlauf weist *Dinobryon* im Ammersee kein ausgeprägtes Maximum auf (s. Abb. 44), die Höchststände werden aber meist im Frühsommer erreicht, ihren niedrigsten Stand hatte die Gattung im Mittel im Februar und März. Im Verlauf von 1997 bis 2007 trat *Dinobryon* meist in geringen Häufigkeitsklassen (1 bis 3) auf, nur einmal wurde die Häufigkeitsklasse 5 erreicht, im August 2000. Insgesamt ist ein leicht ansteigender Trend zu verzeichnen.

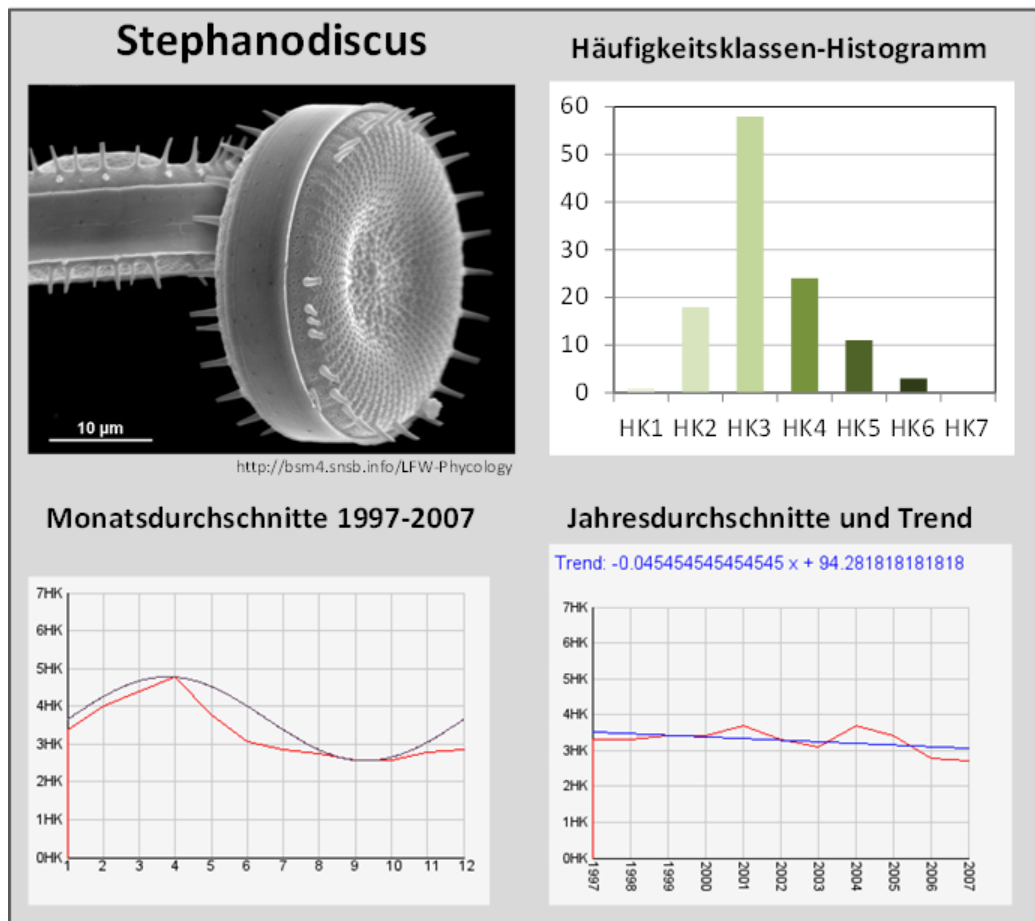


Abb. 45: *Stephanodiscus*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: LFW-PHYCOLOGY (2012))

Die Diatomeengattung *Stephanodiscus* stellt eine der häufigsten Phytoplanktongattungen im Ammersee von 1997-2007 dar. Nach SCHAUMBURG et al. (2005) sind die nachgewiesenen Arten *Stephanodiscus neoastraea*, *Stephanodiscus minutulus* und *Stephanodiscus alpinus* vorwiegend meso- bis eutraphent. Diese Einteilung kann als Erklärung dafür dienen, dass mit der Häufigkeitsklasse 6 die maximalen Konzentrationen im ersten Drittel des Untersuchungszeitraums in den Jahren 1999 und 2000 gemessen wurden und seitdem ein leicht fallender linearer Trend zu verzeichnen ist. Die Sinusapproximierung des durchschnittlichen jährlichen Verlaufs (s. Abb. 45) bestätigt das frühe Auftreten eines einzelnen Maximums im März, was die früheste Algenblüte im Jahresverlauf im Ammersee darstellt. Dieses Charakteristikum wurde bereits in den 80er- und 90er-Jahren für *Stephanodiscus neoastraea* formuliert (NIXDORF et al. 2004).

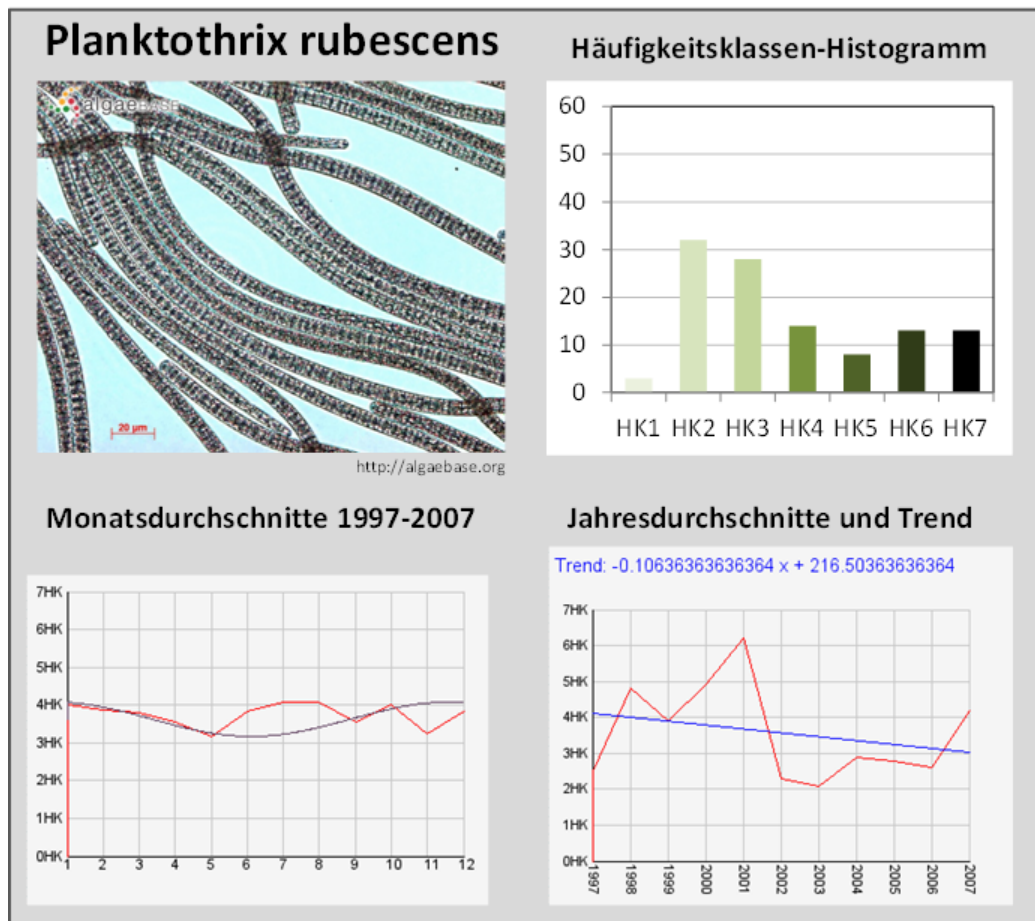


Abb. 46: *Planktothrix rubescens*: Auftreten im Ammersee von 1997-2007. Mikroskopische Aufnahme, Histogramm mit Anzahl des Auftretens jeder Häufigkeitsklasse, monatlich gebildete Mittelwerte der Häufigkeiten mit einfacher Sinusapproximierung des jährlichen Verlaufs, Jahresdurchschnittswerte mit linearem Trend (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Foto: GUIRY & GUIRY (2012))

Die Burgunderblutalge *Planktothrix rubescens*, vor 2002 klassifiziert als *Oscillatoria rubescens*, gehört zur Klasse der Cyanobakterien und ist vorwiegend meso- bis eutraphent (SCHAUMBURG et al. 2005), wobei das Auftreten der Art nicht in einer reinen Relation mit dem Trophiegrad eines Sees zu stehen scheint (REYNOLDS 1998). Bei massenhaftem Auftreten ruft *Planktothrix rubescens* eine tiefrote Färbung des Wassers hervor und sondert toxische Microcystine ab, was als mögliche Ursache für Wachstumshemmung und eingeschränkte Reproduktion verschiedener Fischpopulationen in Seen im Alpenvorland gesehen wird (ERNST 2009). Unter anderem kam es im Ammersee zu durchgehend massenhaften Konzentrationen der Algenart in den Jahren 2000 und 2001, bereits in den 90er-Jahren eingetretene Dominanzen der Art werden von NIXDORF et al. (2004) beschrieben. Die Tatsache, dass auch im Winter die Häufigkeitsklasse 7 aufrecht erhalten blieb, erklärt sich dadurch, dass *Planktothrix rubescens* schwachlichtadaptiert und kälteakzeptierend ist und deshalb durch die Zirkulationsabläufe und durch fallende Wassertemperaturen nicht gehemmt wird (SOMMER 1994). Gemittelt zeigt die Planktonart im Untersuchungszeitraum von 1997 bis 2007 keinen strukturierten Jahresverlauf, die monatlichen Durchschnitte bewegen sich allesamt zwischen Häufigkeitsklasse 3 und 4 (s. Abb. 46). Maximalwerte werden im Winter und im Hochsommer erreicht, während die Minima im späten Frühjahr sowie im

Herbst vorliegen. Dieser Verlauf ist geradezu gegenläufig zum typischen Ablauf in einem meso- bis oligotrophen See mit frühjährlichen und spätsommer-/frühherbstlichen Maxima (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005), was darauf hindeutet, dass *Planktothrix rubescens* dominant wird, wenn die anderen Arten größerer Abundanz durch limitierende Faktoren eingeschränkt werden. Im Ammersee fiel die Häufigkeit der Art nach 2001 sprunghaft ab, was den fallenden Trend im Beobachtungszeitraum induziert. Jedoch war 2007 wiederum ein plötzlicher Anstieg zu verzeichnen. Das einzige erkennbare zeitliche Muster ist dabei, dass das erste massenhafte Auftreten der Art immer mit besonders warmen Wintern zusammenfällt (s. Tab. 3, S. 81). Da dies aber nicht bei jedem warmen Winter geschieht, lässt sich keine Regelmäßigkeit daraus ableiten. Dass die Zeitpunkte massenhaften Auftretens von *Planktothrix rubescens* plötzlich und unvorhergesehen erscheinen können, wurde von ARP & KOPPELMEYER (2004) für drei schleswig-holsteinische Seen dargestellt. Auch dort konzentrierte sich die Art zu Zeitpunkten, in denen keine anderen Plankter in hoher Abundanz vorhanden waren: im Winter trat sie im ganzen Seekörper auf, und im Sommer beschränkte sie sich auf das Metalimnion, solange dort ausreichend Licht und Nährstoffe vorhanden waren.

Um die Entwicklungen der Nährstoffkonzentrationen sowie der Phytoplanktonpopulationen im Ammersee auch in das zu generierende Modell integrieren zu können, ist es notwendig, diese entweder mit einem der vorhandenen Eingangsparameter oder mit einem der modellierten Parameter in Relation zu setzen. Da einzig die Wasseroberflächentemperatur modelliert wird und diese unmittelbar mit dem Zustand des Sees in Verbindung steht als die Eingangsparameter der Lufttemperatur, wurde versucht, Abhängigkeiten der Nährstoff- und Phytoplanktonparameter von der Wasseroberflächentemperatur zu finden. Hierzu wurde die Data-Mining-Methode des Association Rule Mining in Betracht gezogen. Dabei wird versucht, das Eintreten eines Ereignisses B in Abhängigkeit eines anderen Ereignisses A zu beschreiben - die in Prozent angegebene *confidence* gibt dann an, wieviele Beobachtungen A tatsächlich zum Eintreffen von B geführt haben (HAN et al. 2012). Formal lässt sich diese Beziehung nach HAN et al. (2012) folgendermaßen ausdrücken:

$$confidence(A \Rightarrow B) = P(B|A) = \frac{support\_count(A \cup B)}{support\_count(A)} \quad (5.5)$$

Analog können nicht nur einzelne Beobachtungen betrachtet werden, sondern es kann auch eine Menge von Beobachtungen  $A, B, C, \dots$  und deren Eintreffen in Abhängigkeit einer Menge Beobachtungen  $D, E, F, \dots$  untersucht werden. Dieses Vorgehen bietet sich vor allem bei komplexeren Sachverhalten, großen Datenmengen oder mehrwertigen Zusammenhängen (z.B. bei Warenkorbanalysen) an (HAN et al. 2012). Im hier beschriebenen Modell sollen lediglich einwertige Zusammenhänge, wie sie in Formel 5.5 beschrieben sind, ausgewertet werden.

Um dem kurzen Untersuchungszeitraum von nur 11 Jahren und den unregelmäßigen Messungen der Nährstoff- und vor allem der Phytoplanktonparameter, die stark generalisiert nur in 7 Häufigkeitsklassen vorliegen, Rechnung zu tragen, wurde hierbei eine stark gene-

realisierende Technik gewählt: Es wurde für jedes Jahr zwischen 1997 und 2007 ein ungewichteter Mittelwert der Wasseroberflächentemperatur, der Nährstoffkonzentrationen und der Häufigkeitsklassen der Phytoplankter errechnet. Zur Berechnung der durchschnittlichen Wasseroberflächentemperaturen wurde nicht auf die gemessenen Werte zugegriffen, da die von Jahr zu Jahr unterschiedliche Anzahl und zeitliche Staffelung der Messungen zu Verfälschungen geführt hätte. Stattdessen wurden die Mittelwerte aus den modellierten Daten der Wasseroberflächentemperatur errechnet, da hier für jeden Tag des Zeitraums ein Messwert vorlag und die Modellfehler insgesamt geringer ausfielen als die durch die Verteilung der Messzeitpunkte induzierten Abweichungen.

Die Ergebnisse wurden anschließend zwei Klassen zugeordnet: War bei einem Parameter der Mittelwert eines Jahres größer als der Mittelwert des gesamten Untersuchungszeitraums, so fiel er in die Klasse *HI*, lag er niedriger, wurde er in die Klasse *LO* eingeordnet. Die jährlichen Klassenzuordnungen der Nährstoff- und Phytoplanktonparameter wurden dann mit der Klassenzuordnung der Wassertemperatur verglichen, mit dem Ziel, daraus eine *association rule* im Sinne von Formel 5.5 abzuleiten. Das bedeutet, dass das Zusammentreffen der Klassen *HI* und *LO* für jeden Nährstoff- und Phytoplanktonparameter mit dem Auftreten derselben Klassen bei der durchschnittlichen Wassertemperatur zum jeweils gleichen Zeitpunkt (=Jahr) verglichen wird. Dabei sind pro Zeitpunkt genau vier Kombinationen von Beobachtungen möglich:

- Wassertemperatur: *LO*, Parameter: *LO* (*LOLO*)
- Wassertemperatur: *LO*, Parameter: *HI* (*LOHI*)
- Wassertemperatur: *HI*, Parameter: *LO* (*HILO*)
- Wassertemperatur: *HI*, Parameter: *HI* (*HIHI*)

Anschließend kann gezählt werden, wie oft jede der Kombinationen im Untersuchungszeitraum vorkam. Für ein zu entwickelndes Modell sind dabei vor allem zwei Fälle interessant:

- Kommt bei einem Parameter und der Wassertemperatur nur (oder überwiegend) zu Beobachtungen der Klassenkombinationen *HIHI* und *LOLO*, so liegt eine positive Korrelation vor, das heißt, hohe Wassertemperaturen gehen mit hohen Konzentrationen des jeweiligen Nährstoffs oder Phytoplankters einher.
- Treten bei einem Parameter und der Wassertemperatur nur (oder überwiegend) Beobachtungen der Klassenkombinationen *LOHI* oder *HILO* auf, so liegt eine negative Korrelation vor.

Übertragen auf das Modell erlauben solche Zusammenhänge die Formulierung von Regeln derart, dass, je nachdem ob ein Schwellenwert der Wassertemperatur über- oder unterschritten wird, eine hohe oder eine niedrige Konzentration eines Parameters im Bezug zum Mittelwert im Beobachtungszeitraum wahrscheinlich ist.

Die beschriebene Klassifizierung und Kombination der Beobachtungsklassen mit denen der Wasseroberflächentemperatur wurde für jedes Jahr von 1997 bis 2007 für die Nährstoffkonzentrationen von Nitrat, Orthophosphat und Ammonium sowie für die Phytoplanktonhäufigkeiten von *Fragilaria crotonensis*, *Asterionella formosa*, *Planktothrix rubescens*, *Pandorina morum*, *Ceratium hirundinella*, *Stephanodiscus*, *Aulacoseira*, *Dinobryon* durchgeführt. Als *confidence* für das Akzeptieren einer Regelmäßigkeit gemäß Formel 5.5 wurde hierbei ein Wert von 75% festgelegt, das heißt im konkreten Fall (Jahre 1997-2007) mussten mindestens 9 von 11 Beobachtungen entweder für eine positive oder für eine negative Korrelation sprechen, damit diese für eine zukünftige Modellierung als aussagekräftig erachtet wurde. Die Auswertung ergab jedoch, dass kein Zusammenhang für den gesamten Beobachtungszeitraum diese Relevanzschwelle überschreitet.

Ein Erklärungsversuch dafür erschließt sich bei der Betrachtung der Verläufe von Jahr zu Jahr in den einzelnen Parametern. So wiesen sowohl Ammonium als auch mehrere Phytoplankter in ihrem Verlauf große Sprünge im Jahr 1999 auf. Wie in Kapitel 3.1 ausgeführt wurde, kam es 1999 zu einem extremen Pfingsthochwasser, das im Einzugsgebiet der Ammer ein Jahrhundertereignis darstellte. Dabei wurde das Ammereinzugsgebiet großflächig überflutet und es kam nach Inbetriebnahme der Ringkanalisation erstmalig wieder zu nennenswerten unkontrollierten Wasserzufuhren (und damit einhergehend Stoffeinträgen) in den See. Es wird daher vermutet, dass das Hochwasserereignis des Jahres 1999 für viele Plankter einen Einschnitt in ihren Lebensbedingungen darstellte. Dass klimatische Extremereignisse zu punktuellen starken Veränderungen des Stoffhaushaltes im Ammersee sowie zum Auftreten von Planktonarten führen können, wurde bereits von LENHART (2000) als Folge des Orkans Vivian/Wiebke gezeigt. Auch im Bleder See (Slowenien) musste aufgrund der Heterogenität der Entwicklungen der Phytoplanktonpopulationen von ATANASOVA et al. (2006) bereits der Analyse- und Modellierungszeitraum im Laufe des Forschungsvorhabens verkürzt werden. Deshalb wurden die Analysen im Ammersee in der Folge auf den Zeitraum post-1999 eingeschränkt und daraus versucht, *association rules* abzuleiten, was zu guten Ergebnissen führte, die in Tabelle 4 (S. 98) zusammengestellt sind. Dort sind im linken Teil für jeden Nährstoff- und Phytoplanktonparameter die Klassifizierung pro Jahr in *HI* und *LO* im Vergleich zum Mittelwert der acht betrachteten Jahre eingetragen. In der ersten Zeile finden sich die analogen Klassifizierungen der Wasseroberflächentemperatur, mit denen die restlichen Parameter verglichen werden. Das Ergebnis dieser Vergleiche ist im rechten Teil der Tabelle in Form von  $2 \times 2$ -Klassifikationsmatrizen dargestellt.

Diese Klassifikationsmatrizen sagen aus, wie stark die positiven oder negativen Korrelationen zwischen den Nährstoff- sowie Phytoplanktonkonzentrationen und der Wasseroberflächentemperatur sind. So zeigt etwa Phosphat eine starke positive Korrelation zur Wasseroberflächentemperatur, weil ausschließlich die Kombinationen *LOLO* sowie *HIHI* auftreten. Dem gegenüber manifestiert sich exemplarisch eine starke negative Korrelation zwischen der Wassertemperatur und der Kieselalge *Fragilaria crotonensis*, weil 100% der Klassifikationskombinationen ins Muster einer negativen Korrelation fallen.

Behält man das Relevanzkriterium von 75% für die Akzeptanz einer Korrelation und für deren Übernahme als Regel in das Seeökosystemmodell bei, so bedeutet dies, dass mindes-

Wassertemperatur	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	Wassertemp. (x) : Stoff/Taxon (y)
	HI	LO	HI	HI	LO	LO	LO	HI	
Asterionella formosa	HI	HI	LO	LO	HI	LO	LO	LO	LO HI LO 2 2 HI 3 1
Pandorina morum	HI	HI	LO	HI	LO	LO	LO	HI	LO HI LO 3 1 HI 1 3
Fragilaria crotonensis	LO	HI	LO	LO	HI	HI	HI	LO	LO HI LO 0 4 HI 4 0
Aulacoseira	LO	LO	HI	LO	HI	HI	HI	LO	LO HI LO 1 3 HI 3 1
Ceratium hirundinella	LO	HI	LO	HI	HI	LO	LO	HI	LO HI LO 2 2 HI 2 2
Dinobryon	LO	LO	LO	HI	HI	HI	HI	LO	LO HI LO 1 3 HI 3 1
Stephanodiscus	HI	HI	HI	LO	HI	HI	LO	LO	LO HI LO 1 3 HI 2 2
Planktothrix rubescens	HI	HI	LO	LO	LO	LO	LO	HI	LO HI LO 3 1 HI 2 2
Phosphat	HI	LO	HI	HI	LO	LO	LO	HI	LO HI LO 4 0 HI 0 4
Nitrat	HI	LO	LO	LO	HI	HI	HI	LO	LO HI LO 1 3 HI 3 1
Ammonium	HI	LO	HI	HI	LO	LO	LO	LO	LO HI LO 4 0 HI 1 3

Tab. 4: Datenanalyse und Kategorisierung ausgewählter Phytoplankton- und Nährstoffkonzentrationen im Ammersee von 2000 bis 2007. Links: Klassifizierung der Parameter in HI (wenn Jahreswert > Mittelwert) und LO (Jahreswert < Mittelwert). Rechts: Zusammenhang der Parameterhäufigkeit mit der Wasseroberflächentemperatur - Kreuztabelle zur Darstellung der Häufigkeit der jeweils 4 möglichen Klassenkombinationen pro untersuchtem Parameter (eigene Darstellung, Datenquelle: modellierte Wasseroberflächentemperatur aus eigenem Modell, Phytoplanktonkonzentrationen in Häufigkeitsklassen und chemische Stoffkonzentrationen in mg/l vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

tens 6 Beobachtungen ins Muster entweder einer positiven oder einer negativen Korrelation fallen müssen, damit sie als relevant angesehen wird. Aus Tabelle 4 (S. 98) lassen sich demzufolge die folgenden Regelmäßigkeiten ableiten:

- Die Orthophosphat- und Ammonium-Konzentrationen sowie die Häufigkeit der Algenart *Pandorina morum* sind mit einer *confidence* von mindestens 75% positiv korreliert mit den Wasseroberflächentemperaturen.
- Die Nitrat-Konzentration sowie die Häufigkeiten der Algen *Fragilaria crotonensis*, *Aulacoseira* und *Dinobryon* sind mit einer *confidence* von mindestens 75% negativ korreliert mit der Wasseroberflächentemperatur.
- Keine gesicherten Zusammenhänge konnten für die Algen *Asterionella formosa*, *Ceratium hirundinella*, *Stephanodiscus* sowie *Planktothrix rubescens* nachgewiesen werden.

Sich aus der Sequenz der Beobachtung ableitende Vermutungen, wonach der Effekt eines sehr kalten Jahres erst im Folgejahr mindernde Auswirkungen auf eine Population haben könnte, zeigen sich dabei bei *Asterionella formosa* sowie bei *Ceratium hirundinella*. Sie können jedoch wegen der starken Vereinfachung des Modells und des kurzen Beobachtungszeitraums nicht verifiziert werden, sondern müssten als Gegenstand einer langfristig angelegten Untersuchung bestätigt oder falsifiziert werden.

Überprüft man die gefundenen Zusammenhänge auf Plausibilität, so lässt sich zunächst feststellen, dass wärmere Jahre grundsätzlich die Primärproduktion und damit den Trophiegrad eines Sees eher steigern. Insofern sind die positiven Korrelationen von Phosphat, Ammonium und der eutraphenten Alge *Pandorina morum* mit der Wassertemperatur gut erklärbar. Warum die Nitratkonzentration dem gegenüber negativ mit der Wassertemperatur korreliert ist, lässt sich aus den spezifischen Produktionszyklen eines meso- bis oligotrophen Sees wie dem Ammersee erklären, wo das (Ortho-)Phosphat der limitierende Faktor der Primärproduktion ist, während Nitrat immer in ausreichender Konzentration vorhanden ist. Die Phosphor-Limitierung führt unter anderem dazu, dass es nach einem Frühjahrsmaximum der Produktion zu einem Phosphormangel im See kommt und die Primärproduktion im Sommer stark zurückgeht; sie nimmt erst im Herbst wieder Fahrt auf, wenn für die Mehrheit der Phytoplankter wieder genügend Phosphor zur Verfügung steht (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). In solchen Seen ist von einem kurzgeschlossenen Orthophosphatkreislauf auszugehen, das heißt, das Phosphat wird nicht erst nach Absinken zum Seegrund und Abbau durch Destruenten wieder als Orthophosphat pflanzenverfügbar, sondern ein großer Teil wird bereits nach der Abweidung der Algen von den Zooplanktern wieder ausgeschieden und wird dadurch wieder unmittelbar pflanzenverfügbar (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Damit ist leicht einzusehen, warum trotz gesteigerter Produktion und gesteigertem Phosphorbedarf bei wärmeren Temperaturen mehr Orthophosphat in den photosyntheseaktiven Wasserschichten bis 10 m Tiefe verfügbar ist als in kalten Jahren. Dagegen existiert kein derartiger Kreislauf, der das



Nitrat inkorporiert, wodurch begründet ist, warum im Gegensatz zum Orthophosphatgehalt die Nitratkonzentration negativ korreliert ist mit der Wassertemperatur: bei erhöhter Primärproduktion wird mehr Nitrat dem Wasser entnommen, seine Konzentration sinkt.

Die gefundenen relevanten Zusammenhänge sollen dementsprechend in das Seeökosystem übernommen werden. Unter Berücksichtigung des kurzen Untersuchungszeitraums von nur 8 Jahren und der sehr grobmaschigen Klassifizierung können im Modell jedoch keine absoluten Aussagen über zukünftige Nährstoffkonzentrationen und Phytoplanktonhäufigkeiten erfolgen, sondern nur Aussagen, ob bei Über- oder Unterschreiten bestimmter Wassertemperaturen eher erhöhte oder niedrigere Konzentrationen eines Parameters zu erwarten sind. Diese Aussagen sind immer relativ und in Bezug zum Zeitraum 2000-2007 zu sehen, und sie gelten nur unter Konstanthaltung sämtlicher im Modell nicht abgebildeter Rahmenbedingungen. Insbesondere wurde gezeigt, dass der Nitrat- und Phosphat-Eintrag stark anthropogenen Einflüssen unterworfen ist. Sobald es hier zu Einschnitten kommt, etwa durch gesteigerte oder niedrigere (bzw. besser geklärte) Abwassereinträge, durch geänderte Landnutzung im Ammereinzugsgebiet oder durch eine Änderung des Zirkulationsverhaltens des Ammersees und damit einhergehend einem gesteigerten Phosphoreintrag durch Auftrieb von phosphathaltigem Detritus aus dem Seesediment, verlieren die Aussagen ihre Gültigkeit. Gleiches trifft für die Phytoplanktonpopulationen zu: Verändern sich die Lebensbedingungen radikal oder kommt es zur Dominanz einer bisher nicht in großer Masse vorhandenen Art, so kann dies die Entwicklung der im Testzeitraum vorherrschenden Plankter hemmen. Dies gilt insbesondere für Arten, die bereits in der Vergangenheit sprunghaft in einzelnen Jahren dominierend wurden, wie es bereits beispielhaft für *Planktothrix rubescens* nachgewiesen wurde.

### 5.2.12 Integration des Gesamtmodells

Nach den in Kapitel 5.2.1 bis 5.2.11 dargestellten Aspekten der Generierung eines empirischen Seeökosystemmodells auf Basis der Analysen zum Ammersee konnten die folgenden Teilmodelle in einem finalen Modell integriert werden:

1. **Wasseroberflächentemperatur:** Berechnung aus täglichen Durchschnitts-, Minimal- und Maximalwerten der Lufttemperatur sowie einer initialen Wasseroberflächentemperatur. Möglichkeit der Modellkalibrierung anhand von Messdaten aus einem Testzeitraum durch eine automatische Optimierungsfunktion.
2. **Winterliche Schichtungsverhältnisse/Eisbildung:** Generalisierende Modellierung in Form von 5 definierten Klassen, die durch Regeln basierend auf den durchschnittlichen Winterlufttemperaturen zugewiesen werden, anhand von Analyseergebnissen aus einem mehrjährigen Testzeitraum.
3. **Nährstoffhaushalt und Phytoplankton:** Modellierung der Jahresmittelwerte einzelner Parameter in Form von 2 Klassen (überdurchschnittlich/unterdurchschnittlich), basierend auf den Ergebnissen einer Association-Rule-Mining-Analyse über einen mehrjährigen Testzeitraum.

Alle drei Bestandteile des Gesamtmodells wurden für den Ammersee getestet und optimiert, es wurden damit ferner die zukünftigen Verhältnisse im Seeökosystem unter Verwendung der REMO-UBA-Klimaprojektionsdaten modelliert (s. Kapitel 5.4.1). Der 1. Modellbestandteil, das Wasseroberflächentemperaturmodell, wurde außerdem zusammen mit der automatisierten Optimierungsfunktion zur Verwendung für den Pilsensee und den Wörthsee getestet (s. Kapitel 5.3).

### 5.3 Test der Übertragbarkeit des Wassertemperaturmodells auf Pilsensee und Wörthsee

Um die Anwendbarkeit des entwickelten Modells zur Berechnung der Wasseroberflächentemperatur auch für andere Seen als den Ammersee zu untersuchen, wurde das Modell exemplarisch für die Anwendung am Pilsensee und Wörthsee getestet. Die beiden Seen liegen in unmittelbarer Nähe nordöstlich des Ammersees (s. Abb. 47).

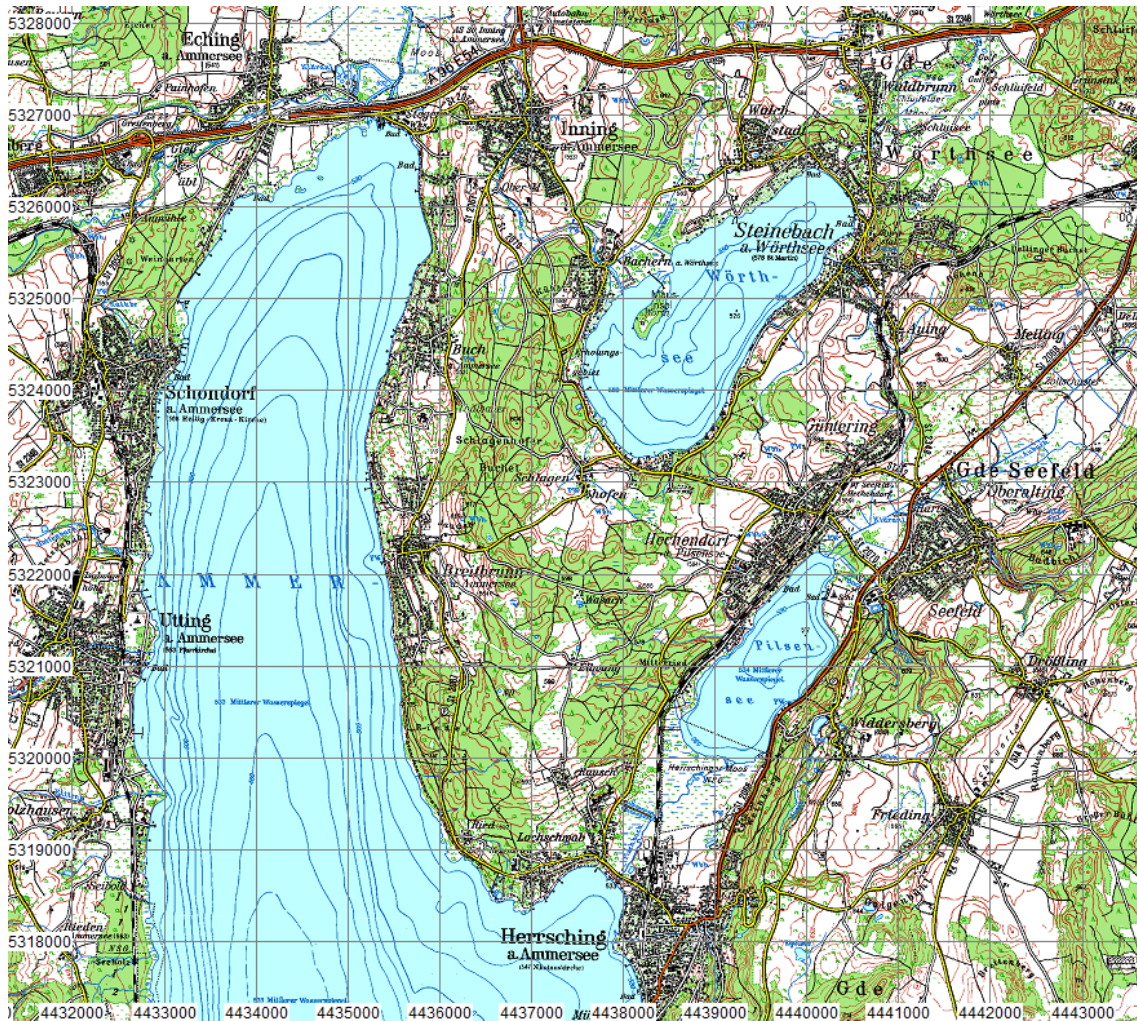


Abb. 47: Kartenausschnitt Pilsensee, Wörthsee und nördlicher Teil des Ammersees, Gitternetz mit Gauss-Krüger-Koordinaten im Abstand von 1000 m (Top50-Karte Bayern Süd, Digitale Ausgabe, Version 3, Landesvermessungsamt Bayern)

Das Volumen des Pilsensees ist mit einer Fläche von  $1.95 \text{ km}^2$  und einer durchschnittlichen Tiefe von  $9.3 \text{ m}$  (NIXDORF 2004) deutlich kleiner als das des Ammersees (im Vergleich ergibt sich ein Verhältnis von  $V_{\text{Pilsensee}}$  zu  $V_{\text{Ammersee}}$  von 1:96). Die maximale Tiefe des Pilsensees, der über den Weißbach in den Ammersee entwässert, beträgt  $17.1 \text{ m}$ . Wie der Ammersee ist auch der Pilsensee dimiktisch (NIXDORF 2004).

Der Wörthsee ist mit  $4.34 \text{ km}^2$  Fläche und einer durchschnittlichen Tiefe von  $14.7 \text{ m}$  ebenfalls deutlich kleiner als der Ammersee, das Volumenverhältnis  $V_{\text{Woerthsee}}$  zu  $V_{\text{Ammersee}}$

beträgt 1:25. Der dimiktische See weist eine Maximaltiefe von 34.0 *m* auf (NIXDORF 2004).

Die unterschiedlichen Größenverhältnisse von Pilsensee und Wörthsee im Vergleich zum Ammersee führen unmittelbar zu anderen Zirkulationsabläufen und damit auch zu anderen Temperaturverhältnissen im Jahresverlauf. Schließlich ist die Frühjahrszirkulation bei geringeren Wassermassen schneller abgeschlossen, was einen schnelleren Übergang zur Sommerstagnation und in der Konsequenz eine frühere und stärkere Erwärmung der oberflächennahen Wasserschichten bedeutet. Im Gegensatz dazu wirkt das Hypolimnion eines tieferen Sees im Winter als Wärmepuffer, was dazu führt, dass sich kleinere und flachere Seen stärker abkühlen als große tiefe Seen. Es wird also im Jahresverlauf bei Pilsensee und Wörthsee eine größere Amplitude der Wasseroberflächentemperatur zu erwarten sein als beim Ammersee.

Um die Unterschiede besser quantifizieren zu können, wurden die Messwerte der Wasseroberflächentemperatur von Ammersee, Pilsensee und Wörthsee verglichen. Aus dem Zeitraum 1984 bis 2001 lagen von allen drei Seen Temperaturprofile aus Messungen des Wasserwirtschaftsamtes Weilheim vor, doch diese wurden nur unregelmäßig, im Abstand von mehreren Wochen, gemessen. Deshalb lagen nur wenige Messwerte vor, die die Temperaturverhältnisse der drei Seen am selben Tag oder an unmittelbar aufeinanderfolgenden Tagen im selben Jahr wiedergeben. Für die Detailauswertung wurden alle Messdaten berücksichtigt, bei denen der kumulierte Abstand der Temperaturmesstage  $\leq 6$  war, das heißt, bei denen folgende Bedingung erfüllt war:

$$|MT_{Ammersee} - MT_{Pilsensee}| + |MT_{Ammersee} - MT_{Woerthsee}| \leq 6 \quad (5.6)$$

mit

$MT_n$ : Messtag am See *n*,  $MT \in \mathbb{N}$  (Tage, ganzzahlig durchnummeriert)

Die in Formel 5.6 definierte Bedingung ist für insgesamt 30 Messereignisse zwischen 1984 und 2001 gültig. Die so extrahierten Temperaturdaten sind in Abbildung 48 (S. 104) visualisiert. Darin stellen die Punkte den Messwert am Ammersee und die vertikalen Fehlerindikatoren die maximale Abweichung der Messwerte von Pilsen- und Wörthsee zum gleichen Zeitpunkt unter Berücksichtigung von Bedingung 5.6 dar. Die horizontalen Fehlerindikatoren zeigen den maximalen Abstand der Messtage auf den drei Seen. Die Grafik belegt den schnelleren Anstieg der Oberflächentemperaturen der beiden kleineren Seen während der Frühjahrszirkulation sowie im Frühsommer. In diesem Zeitfenster treten die insgesamt höchsten positiven Abweichungen von der Wasseroberflächentemperatur des Ammersees auf. Es ist auch deutlich ersichtlich, dass bis zum Spätherbst sämtliche Temperaturabweichungen von Wörthsee und Pilsensee im Vergleich zur Oberflächentemperatur positiv sind. Das heißt, auch während der Sommerstagnation kann sich der Ammersee nicht so stark erwärmen wie die benachbarten kleineren Seen. Erst im Dezember und Januar sind negative Abweichungen der Oberflächentemperatur des Pilsensees und Wörthsees zu verzeichnen - hier kommt schließlich die höhere Wärmespeicherkapazität im Hypolimnion des tieferen Ammersees zum Ausdruck.

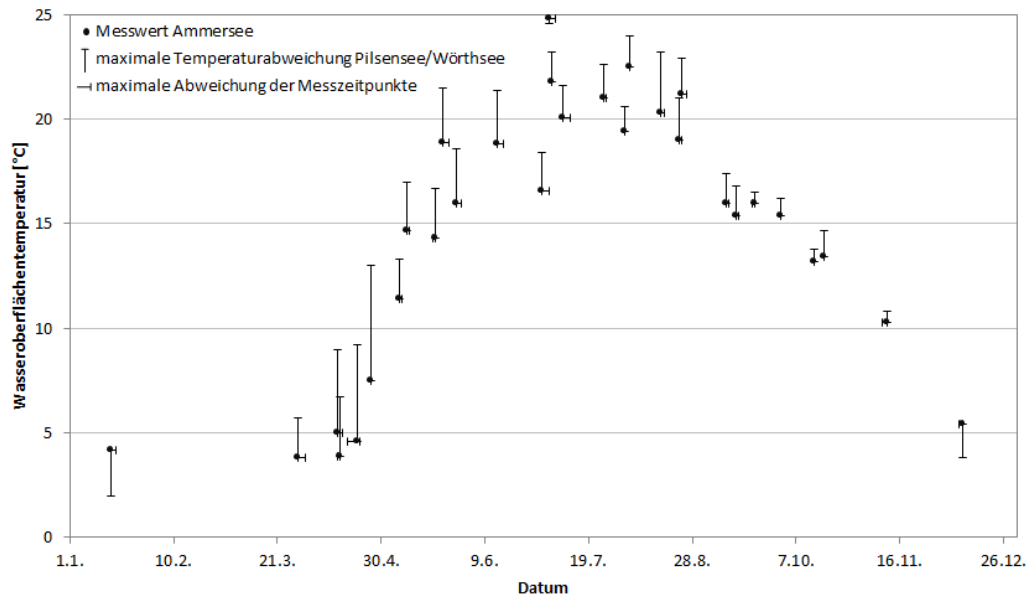


Abb. 48: Einzelmessungen der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee (Punkte) und Abweichungen von den Messwerten im Pilsensee und Wörthsee (Fehlerindikatoren), Messwerte aus den Jahren 1984-2001 (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

Da bei dem vorgenommenen Vergleich nur sehr wenige Einzelmessungen ausgewertet werden konnten und insbesondere in den Wintermonaten nur zwei Messereignisse im Diagramm erscheinen, wurde eine weitere Auswertung vorgenommen, die auf die Amplitude der Temperaturunterschiede an der Wasseroberfläche von Ammersee, Pilsensee und Wörthsee im Jahresverlauf eingeht. Dabei wurden für jeden der drei Seen sämtliche Messwerte, die zwischen 1984 und 2001 aufgenommen wurden, zu monatlichen Mittelwerten zusammengefasst. So konnten deutlich mehr Einzelmessungen berücksichtigt werden (insgesamt 279 Werte vom Ammersee, 109 Werte vom Pilsensee und 96 Werte vom Wörthsee), und durch die Mittelwertberechnung über 17 Jahre egalisiert sich das Problem der unterschiedlichen Messzeitpunkte innerhalb eines Monats in einem Jahr. Die Messungen fanden dabei für die drei Seen pro Monat nicht unterschiedlich häufig und insbesondere nicht grundsätzlich in einer Sequenz statt, die Verteilung der Messzeitpunkte innerhalb eines Monats ist zufällig. Das Ergebnis ist in Abbildung 49 (S. 105) dargestellt. Darin ist für jeden Monat die maximale Temperatur (rote Linie) und die minimale Temperatur (blaue Linie) aus den Mittelwerten der drei Seen eingezeichnet. Die unterschiedlichen Schwankungsbreiten der monatlichen Mittelwerte ist zusätzlich zum schraffierten Bereich zwischen den beiden Diagrammlinien nochmals in Form grauer Säulen hervorgehoben. Auch hier zeigt sich, dass die größten Temperaturunterschiede während der Frühjahrszirkulation auftreten und erst im Laufe des Herbsts wieder abnehmen.

Konsequenz dieser Untersuchungen ist, dass eine Verwendung des Modells zur Berechnung der Wasseroberflächentemperatur im Pilsensee und im Wörthsee nur in Frage kommt, wenn das Modell zuvor für die beiden Seen neu kalibriert und optimiert wird. Wird dieselbe Modellkonfiguration verwendet wie für den Ammersee, so sind entsprechend höhere statistische Fehler zu erwarten, da sich sowohl der zeitliche Ablauf der Zirkulationsprozesse als auch

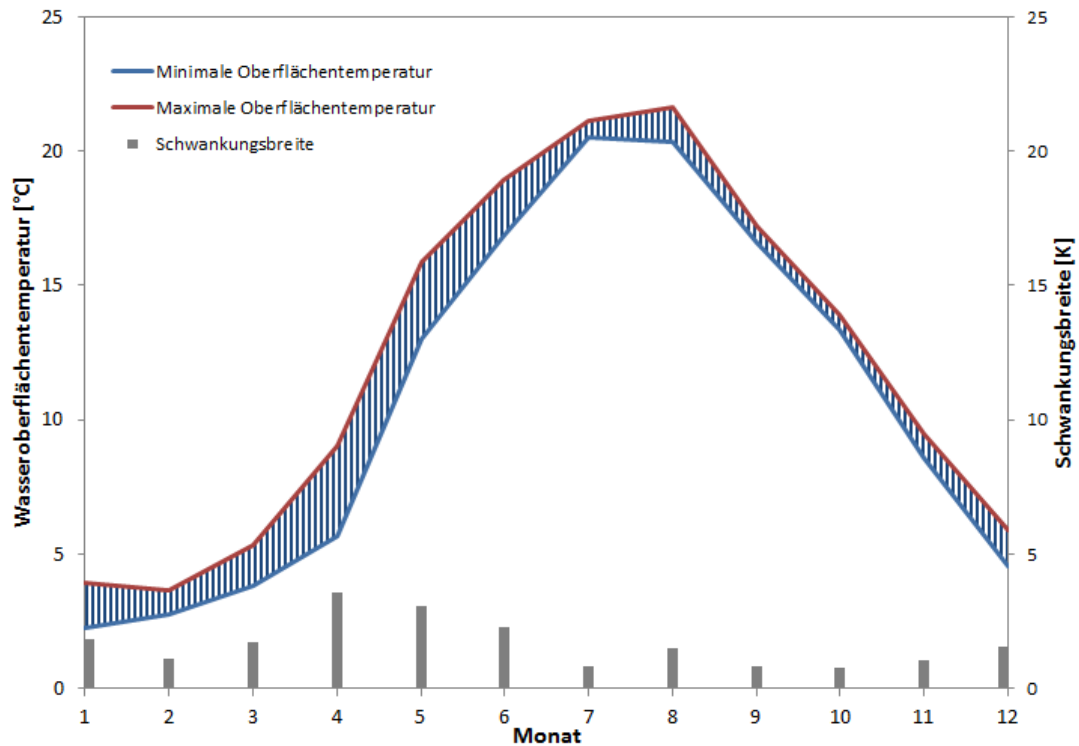


Abb. 49: Vergleich der über den Zeitraum von 1984 bis 2001 monatlich gemittelten Wasseroberflächentemperaturen in Ammersee, Pilsensee und Wörthsee - Unterschied zwischen maximaler (rot) und minimaler Temperatur (blau), grau: separate Darstellung des maximalen Unterschieds (eigene Darstellung, Datenquelle: Wasserwirtschaftsamt Weilheim)

die Amplitude der Temperaturänderungen des oberflächlichen Wassers stark unterscheiden. Da jedoch für Pilsensee und Wörthsee Wassertemperatur-Messwerte aus der Vergangenheit vorliegen, können diese zur automatisierten Neukalibrierung des Modells mit der in Kapitel 5.2.4 und 5.2.5 beschriebenen Optimierungsfunktion herangezogen werden.

Für die Modellierung können, wie auch für den Ammersee, Lufttemperaturmessdaten mit drei täglichen Messwerten von der DWD-Station Wielenbach (bzw. vor dem 31.1.1999 von der 4 km nördlich auf gleicher Meereshöhe gelegenen Station Raisting) verwendet werden. Die Messstation ist mit 15 km Entfernung zum Pilsensee und 18 km zum Wörthsee die nächstgelegene Messstation, die mindestens drei Mal täglich Werte für die Lufttemperatur liefert. Als Testzeitraum wurde Juli 1992 bis Dezember 2001 gewählt. In dieser etwas weniger als zehn Jahre umfassenden Zeitspanne lagen Wassertemperaturprofilaten beider Seen vor, die vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim per Handmessung ermittelt wurden. Vom Pilsensee lagen im gewählten Zeitraum Messdaten von 62 Messkampagnen vor, vom Wörthsee standen von nur 50 Tagen Wassertemperaturdaten zur Verfügung (im Ammersee wurden im selben Intervall 145 Messfahrten durchgeführt). Insbesondere während der Wintermonate lagen nur sehr eingeschränkt Messdaten vor.

Diese Voraussetzungen stellen schlechte Rahmenbedingungen für eine Modellkalibrierung dar. Vor allem die Tatsache, dass die Daten der Wasseroberflächentemperatur in zeitlichen Abständen von meist mehr als einem Monat vorlagen und es keinen Testzeitraum gab, in dem Daten täglicher oder zumindest wöchentlicher Auflösung zur Validierung zur Ver-

fügung standen, machen eine passgenaue Optimierung des Modells so gut wie unmöglich. Dennoch wurde mit der in Kapitel 5.2.4 und 5.2.5 beschriebenen Optimierungsfunktion eine Anpassung des Modells auf Basis der vorliegenden Messdaten durchgeführt, deren Ergebnisse nachfolgend dargestellt werden sollen. Ziel dieser Auswertungen ist es, die Qualität der Modellierung bei schlechter Datenlage an Vergleichswerten zu beurteilen und Minimalanforderungen zur erfolgreichen Kalibrierung des Modells für andere Seen als den Ammersee zu formulieren.

Die Neukalibrierung wurde für beide Seen in zwei Schritten vorgenommen, wobei jeweils zunächst eine Grobkalibrierung der Modellparameter und -schwellenwerte wie in Kapitel 5.2.4 ausgeführt wurde. Anschließend wurde eine Feinkalibrierung jeweils zweier, danach jeweils dreier Parameter gleichzeitig durchgeführt, wozu zur Einschränkung der mathematischen Komplexität analog zum Vorgehen beim Ammersee der Wertebereich der Parameter verringert wurde. Wie als Ergebnis der vorangestellten Analyse zu erwarten war, ergab sich danach für beide Seen eine deutlich abweichende Parameterkonfiguration zum Ammersee. Mit den spezifischen Modellkonfigurationen wurde in der Folge eine Modellrechnung der Wasseroberflächentemperaturen in Pilsensee und Wörthsee vom 13.7.1992 (Pilsensee) bzw. 14.7.1992 (Wörthsee), beides Messkampagnentage des Wasserwirtschaftsamtes Weilheim mit für die Modellierung verwendbarem Initialprofil, bis zum 31.12.2001 vorgenommen. Die Simulationsdaten, die aus diesen Berechnungen hervorgegangen sind, sollen nun näher analysiert werden.

Insgesamt weisen beide Modellberechnungen große Abweichungen auf. So beträgt die mittlere betragsmäßige Abweichung der berechneten Werte von den Messwerten beim Pilsensee  $1.2\text{ K}$ , beim Wörthsee  $1.3\text{ K}$ . Die gemittelten absoluten Abweichungswerte betragen beim Pilsensee  $-0.7\text{ K}$  (Median der Abweichungswerte bei  $-0.7\text{ K}$ ), beim Wörthsee  $-0.4\text{ K}$  (Median bei  $-0.7\text{ K}$ ). Damit gibt das Modell in der Gesamtschau stark negativ von den Messungen abweichende Werte aus. Das dominierende mathematische Vorzeichen der Abweichungen entspricht weitgehend den Beobachtungen im Ammersee, doch die durchschnittliche Amplitude der Abweichungen ist deutlich größer als bei der finalen Modellkonfiguration beim Ammersee. Die maximalen Abweichungen der modellierten Werte im Vergleich zu den Messwerten betrug beim Pilsensee  $3.9\text{ K}$ , beim Wörthsee  $6.0\text{ K}$ , wobei annähernd gleich starke Abweichungen in positiver wie in negativer Richtung beobachtet wurden. Die maximalen Abweichungen ( $> 3\text{ K}$ ) traten allesamt während der Zirkulationsphasen im Frühjahr und Herbst auf.

Berechnete Normalverteilungen der Abweichungswerte auf Basis der empirischen Verteilungsparameter Mittelwert und Standardabweichung sind in Abbildung 50 (S. 107) für Pilsensee (türkis) und Wörthsee (pink) im Vergleich zur finalen Modellkonfiguration für den Ammersee (schwarz) dargestellt. Die Grafik zeigt anschaulich die bei beiden Seen im Verhältnis höhere Konzentration betragsmäßig hoher Abweichungen im Gegensatz zum Ammersee.

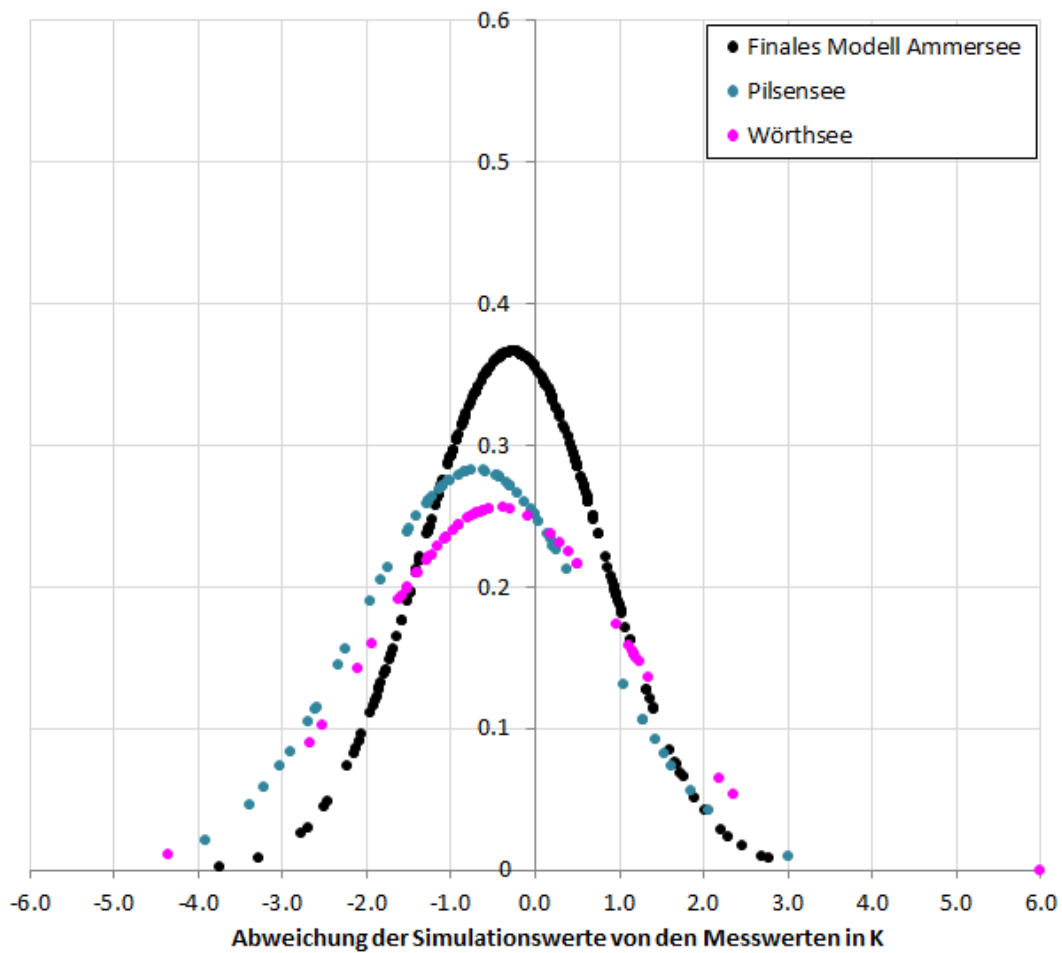


Abb. 50: Normalverteilungen der Abweichungen der Simulationswerte von den Messwerten bei den Testläufen für Pilsensee und Wörthsee im Vergleich zum finalen Modell für den Ammersee (eigene Darstellung, Datenquelle: Messwerte vom Wasserwirtschaftsamt Weilheim, Simulationswerte aus eigenem Modell, Normalverteilungen berechnet aus der Grundgesamtheit der Abweichungswerte pro Simulation)



Als Grund für die mangelhafte Kalibrierung des Modells zur Berechnung der Wasseroberflächentemperaturen im Pilsensee und im Wörthsee ist die nicht ausreichende Verfügbarkeit von Vergleichsdaten im Kalibrierungszeitraum zu sehen. Insbesondere wirkt sich negativ aus, dass innerhalb der 10 Jahre des Testzeitraums kaum Messwerte in den Wintermonaten vorlagen. So wurden im Wörthsee nur in einem Jahr im Januar Messungen durchgeführt, aus dem Februar lagen gar keine Messungsergebnisse vor. Weiterhin verhinderte die weite zeitliche Staffelung der Messwerte (meist 6-8 Wochen) während des gesamten Testzeitraums eine korrekte Kalibrierung des auf täglicher Basis rechnenden Modells, da die automatische Optimierungsfunktion zum einen generell auftretende Berechnungsfehler nicht exakt einem Zeitpunkt zuordnen konnte, sondern diese erst zum Zeitpunkt des nächsten Vergleichsmesswerts offenbar wurden. Zum anderen führte sie dazu, dass die Zirkulations-Abläufe, während denen sich die größten Temperaturveränderungen im Seekörper im Tagesschnitt ergeben, nicht korrekt und detailliert erfasst werden konnten, was das Auftreten der betragsmäßig höchsten Abweichungen während der Frühjahrs- und Herbstzirkulation erklärt.

Aus diesen Beobachtungen lassen sich die folgenden Schlüsse ziehen: Für die erfolgreiche, individuell an einen See angepasste Kalibrierung des Modells müssen entweder über einen längeren Zeitraum (5 bis 15 Jahre) Messwerte der Wasseroberflächentemperaturen in zeitlichen Abständen  $\leq 3$  Wochen oder alternativ Messwerte täglicher Auflösung aus mindestens einem Jahr vorliegen. Dabei muss dieselbe hohe Messdatenauflösung auch während der Wintermonate und der Zirkulationsphasen aufrecht erhalten werden. Diese Bedingungen ermöglichten die erfolgreiche Kalibrierung des Modells für den Ammersee. Eine Verwendung des Modells für einen anderen See muss mit einer Neukalibrierung einhergehen. Wird hierzu die automatische Optimierungsfunktion verwendet, müssen die oben formulierten Anforderungen an die Vergleichs-Messdaten erfüllt sein. Ist dies nicht der Fall, kann das Modell höchstens für eine Grobabschätzung der Temperaturentwicklung eingesetzt werden. Aus diesem Grund wurden die Modellkonfigurationen für Pilsensee und Wörthsee im Rahmen dieses Forschungsvorhabens nicht zur Modellierung der zukünftigen Wasseroberflächentemperaturen bis 2050 auf Basis der REMO-UBA-Daten eingesetzt.

## 5.4 Anwendung der Modellierungssoftware auf das Ammersee-Einzugsgebiet zur Simulation der Entwicklung bis 2050

Das in Kapitel 5.2.12 summarisch dargestellte Modell wurde für die Modellierung der zukünftigen Lebensraumbedingungen im Ammersee unter Verwendung von REMO-UBA-Klimaprojektionsdaten verwendet. Die Ergebnisse der drei Modellbestandteile sind in Kapitel 5.4.1 (Wasseroberflächentemperatur), 5.4.2 (winterliche Schichtungsverhältnisse) sowie 5.4.3 (Nährstoffhaushalt und Phytoplankton) zusammengefasst und erläutert.

### 5.4.1 Modellierungsergebnisse der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee

Mit dem in Kapitel 5.2.6 beschriebenen Modell wurde die Entwicklung der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee bis zum Jahr 2050 in täglicher Auflösung simuliert. Als Input-Werte für das Modell dienten dabei Lufttemperatursimulationsdaten der REMO-UBA-Szenarien B1, A1B und A2, die wie in Kapitel 4.2 beschrieben heruntergeladen, extrahiert und in die Projektdatenbank eingebracht wurden. Es wurden jeweils Daten in stündlicher Auflösung vom 1.1.2001 bis zum 31.12.2050 verwendet. Um ein analoges Modellverhalten wie im Testzeitraum, in dem drei Mal täglich gemessene Lufttemperaturwerte vom Deutschen Wetterdienst eingesetzt wurden, zu erreichen, wurden auch für die Modellberechnung nur drei tägliche Lufttemperatursimulationswerte verwendet, ebenfalls zu den Uhrzeiten 7:00, 13:00 und 19:00. Sowohl die Tagesdurchschnitte als auch die Maximal- und Minimalwerte der Lufttemperatur, die in die Modellrechnung eingehen, wurden allein aus diesen drei Werten bestimmt.

In Evaluierungen der in REMO-UBA berechneten Klimasimulationsdaten wird die Problematik angesprochen, dass einzelne in REMO-UBA modellierte Parameter über den Modellierungszeitraum hinweg signifikante Abweichungen von den tatsächlichen oder wahrscheinlichen Werten aufweisen (JACOB et al. 2008). Dem beschriebenen Problem wird in manchen Untersuchungen damit begegnet, dass eine Bias-Korrektur der vom Modell angebotenen Werte durchgeführt wird (WEINBERGER & VETTER 2012). Dabei werden die Simulationswerte zur Reduktion des festgestellten Fehlers mit empirisch ermittelten oder in der Fachliteratur vorgeschlagenen Anpassungsgleichungen neu berechnet. Zur Korrektur der Lufttemperatur-Werte in den vorliegenden REMO-UBA-Szenarien wird hierfür eine lineare Funktion empfohlen (TERINK 2010). Zu den Lufttemperaturen konstatieren jedoch KEUP-THIEL et al. (2010, S. 10): „Das berechnete Jahresmittel der Temperatur entspricht im gesamten Modellgebiet dem beobachteten Temperaturniveau.“ Die offiziellen Hinweise für REMO-Datennutzer, die vom Max-Planck-Institut für Meteorologie online publiziert wurden, weisen in Bezug auf die Temperatur lediglich darauf hin, dass je nach betrachteter Messstation beim Vergleich mit REMO-Daten eine Höhenkorrektur nötig werden kann (REMO-UBA 2008). Da die gewählte Bezugsfläche (Abb. 4, S. 18) keine großen Höhen-

unterschiede aufweist, muss diese im konkreten Fall jedoch nicht durchgeführt werden. Weiterer Korrekturbedarf der Lufttemperatursimulationsdaten wird nicht angeführt.

Ein Vergleich der Messdaten der DWD-Station Wielenbach mit den REMO-Daten der Lufttemperatur der Jahre 2001-2009 (auch hier wurde eine zu den DWD-Messungen analoge Einschränkung der Daten auf die Simulationswerte zu den Uhrzeiten 7, 13 und 19 Uhr vorgenommen) legt jedoch durchaus Unterschiede offen. So weichen die Jahresdurchschnittstemperaturen in allen drei REMO-UBA-Szenarien nach oben ab, am stärksten im Szenario B1 ( $\Delta T = +0.9\text{ K}$ ) und im Szenario A1B ( $\Delta T = +0.8\text{ K}$ ), aber auch im Szenario A2 immer noch deutlich ( $\Delta T = +0.5\text{ K}$ ). Betrachtet man die längerfristige Entwicklung und stellt einen Vergleich der Lufttemperaturdaten in den REMO-UBA-Projektionen im Zeitraum von 2041-2050 mit dem Temperaturniveau an, das in Raisting zwischen 1992 und 2010 vorherrschte, dann manifestiert sich eine mittlere Temperaturerwärmung, die im Szenario B1 mit  $2.1\text{ K}$  am niedrigsten und im Szenario A1B mit  $2.5\text{ K}$  am höchsten ausfällt; die Erhöhung im Szenario A2 liegt mit  $2.3\text{ K}$  in der Mitte dieser Werte. Um die unterschiedliche jahreszeitliche Ausprägung der Erwärmung beurteilen zu können, wurde ein Boxplot erstellt, der die statistische Verteilung der Monatsmittelwerte der Lufttemperatur in Raisting/Wielenbach visualisiert (s. Abb. 51, S. 111). In den Boxen stellt der dicke Strich im Innenbereich den Median der monatlichen Lufttemperaturwerte im betrachteten Zeitraum dar, die Box selbst umfasst den Bereich von 1. bis zum 3. Quartil der Verteilung. Die Whisker erstrecken sich bis zu denjenigen Werten, die maximal um das 1.5-fache des Interquartilabstands unterhalb des 1. Quartils bzw. oberhalb des 3. Quartils liegen; alle weiter entfernten Datenpunkte sind als Einzelkreise dargestellt.

In diesen Boxplot sind die monatlichen Mittelwerte der Temperaturen der drei verwendeten REMO-UBA-Szenarien im Zeitraum von 2041 bis 2050 als farbige Diagrammlinien integriert. Das ermöglicht ihre Beurteilung unter Berücksichtigung des aktuellen Temperaturniveaus. Daraus geht hervor, dass nur in den Monaten Mai und Juni die Mittelwerte in allen drei REMO-UBA-Szenarien zwischen dem 1. und 3. Quartil der aktuellen Verteilung liegen. Im Juli steigen in allen Szenarien die Lufttemperaturen im Mittel stärker an als aktuell, und im August befinden sich die Mittelwerte bereits in allem drei Szenarien oberhalb des 3. Quartils der gemittelten Messdaten von 1992-2010. In allen verbleibenden Monaten befinden sich die Lufttemperaturen im Mittel ebenfalls oberhalb des 3. Quartils der aktuellen Verteilung. Hierbei zeigen sich jedoch unterschiedliche Ausprägungen: während in den meisten Monaten die Mittelwerte der REMO-Temperaturdaten noch innerhalb des Intervalls liegen, das durch die Extremwerte der aktuellen Verteilung begrenzt wird, liegen sie in den Monaten September bis Dezember bereits fast überall außerhalb dieses Bereichs. Das bedeutet anschaulich, dass die mittlere in REMO-UBA prognostizierte Lufttemperatur im Herbst im Zeitraum 2041-2050 höher liegt als die höchsten seit 1992 aufgezeichneten Lufttemperaturen im Monatsmittel.

Im hier beschriebenen Forschungsvorhaben wurde dennoch auf eine Bias-Korrektur verzichtet, da der Schwerpunkt auf die Modellbildung und die Nachvollziehbarkeit der modellierten Daten gelegt wurde. Die positive Abweichung der REMO-Lufttemperaturdaten von den erwarteten Werten des Testzeitraums wird jedoch in der Ergebnisdiskussion in Kapitel 6.2

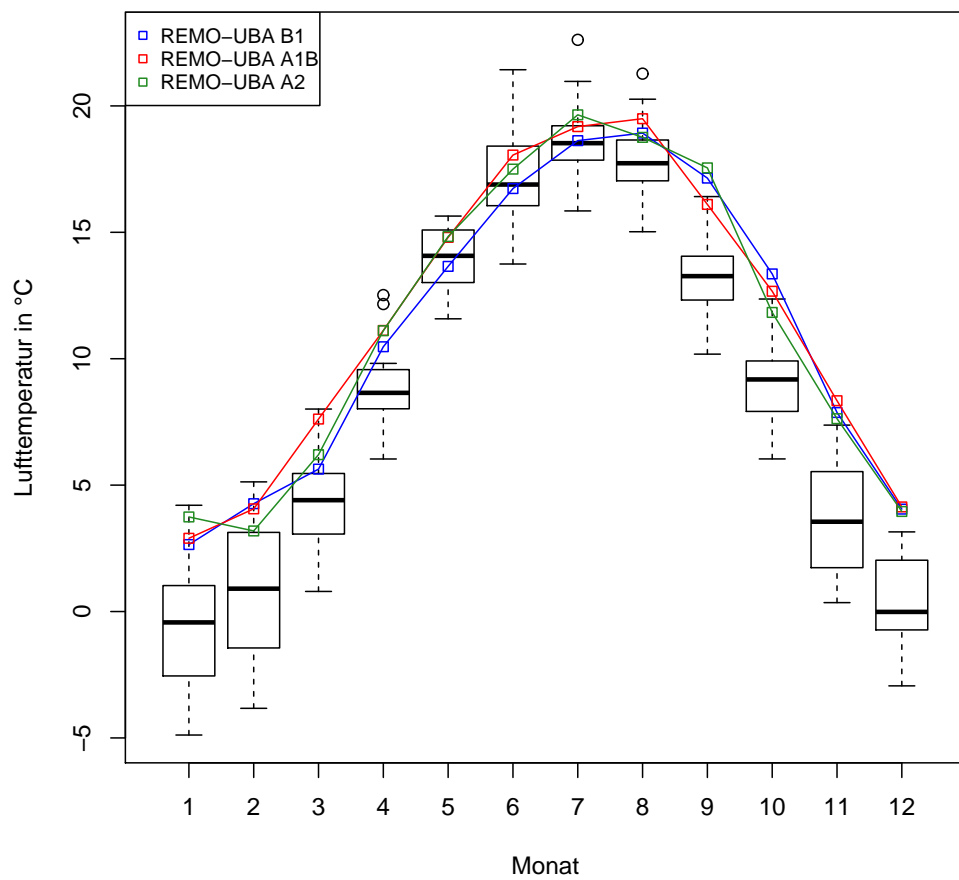


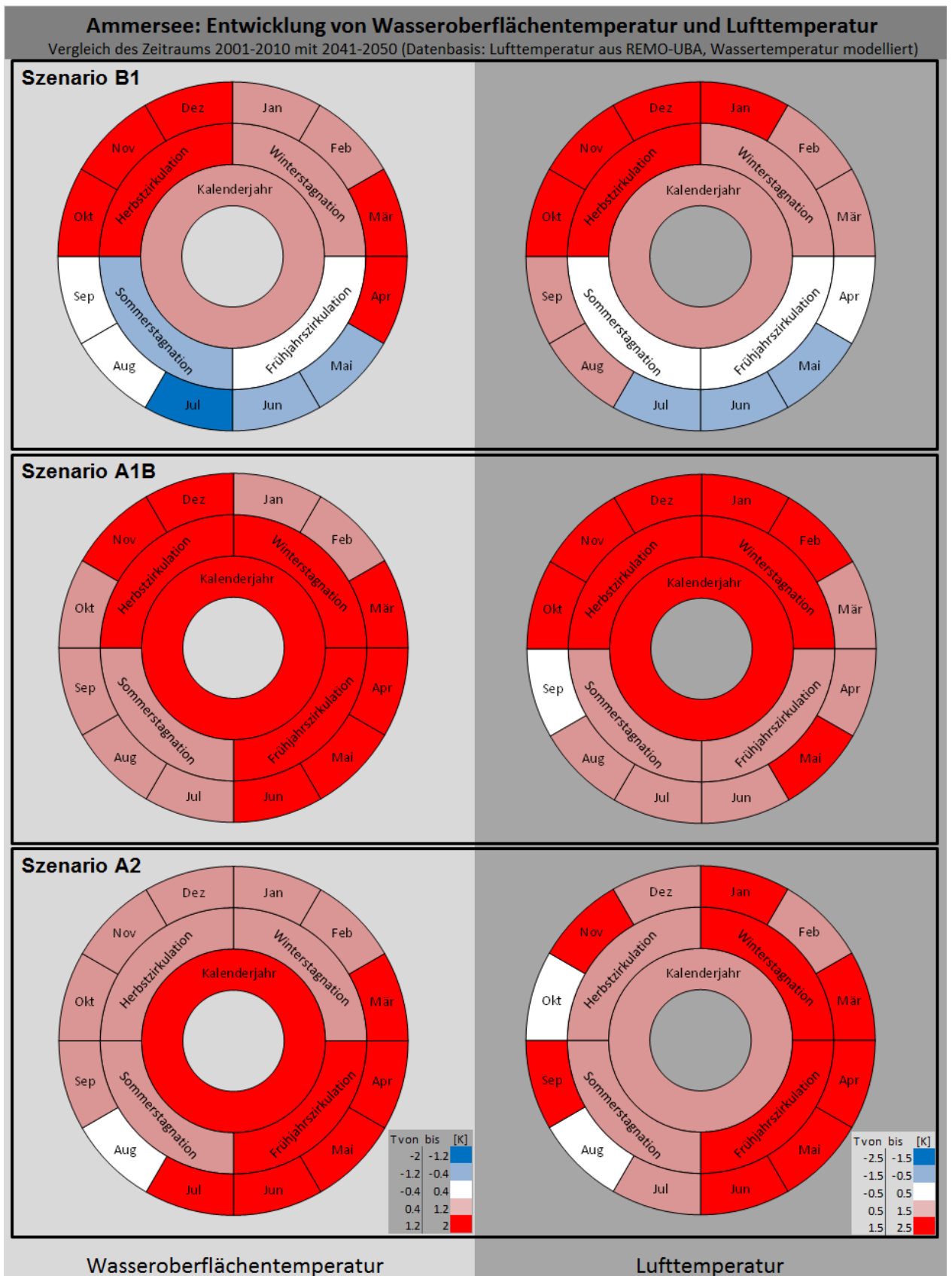
Abb. 51: Monatlich aggregierte Lufttemperaturdaten der REMO-Szenarien B1,A1B und A2 für 2041-2050 eingebettet in einen Boxplot der Lufttemperaturen in Raisting/Wielenbach von 1992-2010 (eigene Darstellung, Datenquelle: Lufttemperaturdaten des Deutschen Wetterdienstes in Raisting/Wielenbach sowie Klimaprojektionen REMO-UBA)

Berücksichtigung finden. Im Modell wurden also die Rohdaten der Lufttemperatur in 2 m Höhe des in Abbildung 4 (S. 18) dargestellten 10 km·10 km-Quadrates benutzt. Wegen der nicht durchgeführten Bias-Korrektur wurde die folgende Analyse nicht auf die Absolutwerte der Wassertemperaturmodellierung fokussiert, sondern es wurde in den meisten Analysen ein differentialer Ansatz gewählt. Hierbei werden die modellierten Werte nicht mit den gemessenen Wassertemperaturdaten des Ammersees bis 2010 in Relation gesetzt, sondern mit den modellierten Werten der Jahre 2001-2010. Eine so durchgeführte Analyse ist unabhängig davon, ob zuvor eine lineare Bias-Korrektur durchgeführt wurde. Es wurden allerdings auch Analysen durchgeführt, bei denen dieses Vorgehen nicht möglich war (z.B. bei der Modellierung des winterlichen Schichtungsverhaltens). Diese sind als exemplarisch für die Demonstration der Funktionsweise des Modells anzusehen, die Aussagekraft für die tatsächliche zukünftige Entwicklung des Ammersees ist jedoch eingeschränkt.

Für eine genaue Analyse der modellierten Wassertemperaturdaten wurden diese jeweils für den Initialzeitraum 2001-2010 sowie für den Finalzeitraum 2041-2050 zu Durchschnittswerten pro Jahr, pro Jahreszeit und pro Monat aggregiert. Dann wurden jeweils die Differenzen der Durchschnittswerte des Finalzeitraums und derer des Initialzeitraums berechnet. Analog wurden die Lufttemperatursimulationswerte aus REMO-UBA analysiert. So können sowohl die Entwicklungen der Luft- und der Wassertemperaturen im Lauf des Modellierungszeitraums nachvollzogen als auch die Zusammenhänge der beiden Parameter auf verschiedenen Zeitskalen analysiert werden.

Das Ergebnis ist in Abbildung 52 (S. 113) grafisch dargestellt. Darin ist jeweils die Entwicklung der Wasseroberflächentemperatur (links) und der Lufttemperatur (rechts) in den Szenarien B1 (oben), A1B (Mitte) und A2 (unten) visualisiert. Die einzelnen Ringdiagramme stellen drei verschiedene Zeitskalen dar, von innen nach außen jeweils das gesamte Jahr, die vierteljährlich abgebildeten Jahreszeiten sowie die einzelnen Monate. Bei den Jahreszeiten wurde nicht auf die üblichen Definitionen des meteorologischen Jahres zurückgegriffen, in denen beispielsweise der Winter von Dezember bis Februar gruppiert wird, sondern es wurde eine um einen Monat verschobene Darstellung gewählt. Damit werden die mit Zeitverzug auftretenden Zirkulations- und Stagnationsverhältnisse im Ammersee besser wiedergegeben. So dauert üblicherweise die Herbstzirkulation im Ammersee noch fast den kompletten Monat Dezember über an, während oftmals die übers Seeprofil hinweg niedrigsten Wassertemperaturen erst im März erreicht werden. Damit erscheint eine Gruppierung der Monate Januar bis März als „Winter“ sinnvoll, respektive ergeben sich die Gruppierungen der Folgemonate. Die Farbskala wurde so definiert, dass Rottöne Temperaturerhöhungen wiedergeben, während Blautöne Abkühlungen zeigen. Weiß steht für keine oder geringe Änderungen. Entsprechend der größeren Amplitude und Dynamik der Lufttemperaturschwankungen gegenüber der Wassertemperatur wurden bei den fünf Farbkategorien im Diagramm unterschiedliche Klassenbreiten gewählt (Luft: 1.0 K, Wasser: 0.8 K).

Insgesamt zeigen die Analysen, dass die Wassertemperaturentwicklung generell der Lufttemperaturentwicklung folgt: Kein Feld der Wassertemperaturentwicklung weicht um mehr als eine Klasse von der Lufttemperaturentwicklung derselben Zeitskala-einteilung ab. Die



Jahresdurchschnittswerte der Wassertemperatur liegen 2041-2050 bei allen drei verwendeten REMO-UBA-Szenarien höher als im Initialzeitraum 2001-2010. Die geringste Erhöhung wird im Szenario B1 erreicht ( $+0.5\text{ K}$ ), in den Szenarien A1B und A2 beträgt die Steigerung jeweils  $1.3\text{ K}$ . Gemeinsam ist den Simulationen aller drei Szenarien ferner, dass von Oktober bis April durchgehend eine Erwärmung der Wasseroberflächentemperatur zu verzeichnen ist. Besonders stark fällt sie im März und im April aus: Im Szenario B1 beträgt die Erhöhung in beiden Monaten  $1.4\text{ K}$ , bei A1B im März  $2.3\text{ K}$  und im April  $1.8\text{ K}$ , und bei A2 im März  $1.6\text{ K}$  und im April  $3.6\text{ K}$  - die höchste monatliche Temperaturerhöhung, die bei der Modellrechnung aufgetreten ist. Bringt man diese Beobachtungen mit den im See auftretenden Zirkulations- und Stagnationsphasen in Verbindung, so deuten sie auf einen früheren Beginn der Frühjahrszirkulation sowie einen früheren Übergang zur Sommerstagnation hin.

Heterogener zeigt sich die Entwicklung in den Sommermonaten: Während sich im Szenario A1B auch hier ein durchgehend positiver Trend manifestiert, tritt im Szenario A2 zumindest im August keine deutliche Veränderung auf ( $+0.1\text{ K}$ ). Im Gegensatz dazu stellt sich im Szenario B1 sogar eine Verminderung der Temperatur in den Monaten Mai bis Juli ein, die mit sinkenden Lufttemperaturen in denselben Monaten einhergeht. Am deutlichsten treten die Unterschiede im Juli hervor, wo unter Verwendung des Szenarios B1 eine Absenkung der Temperatur um  $1.6\text{ K}$  berechnet wurde, wohingegen Szenario A2 zu einem Anstieg um  $1.4\text{ K}$  führt.

In der Summe der Beobachtungen ergibt sich also bei allen drei Szenarien ein Anstieg der durchschnittlichen Wasseroberflächentemperatur im Zeitraum 2041-2050 verglichen mit 2001-2010. Dieser Anstieg fällt aber vor allem im Sommer unterschiedlich stark aus. Inwieweit der in A1B, A2 und B1 vorausgesagte winterliche Anstieg der Wasseroberflächentemperaturen mit Änderungen des Zirkulationsverhaltens einhergeht und ob hieraus eine generelle Änderung des Mixistyps des Ammersees von dimiktisch auf warm monomiktisch abgeleitet werden kann, soll in Kapitel 5.4.2 näher erläutert werden.

#### **5.4.2 Modellierungsergebnisse des winterlichen Schichtungsverhaltens und der Eisbildung im Ammersee**

Zur Untersuchung der winterlichen Zirkulations- und Stagnationsverhältnisse im Ammersee wurden die in Kapitel 5.2.10 entwickelten Regelhaftigkeiten mit den Lufttemperaturdurchschnittswerten der Monate Dezember, Januar und Februar der Szenarien B1, A1B und A2 des Klimamodells REMO-UBA im Zeitraum von 2001-2050 zusammengeführt. Die in Kapitel 5.4.1 ausgeführte Problematik, dass die Lufttemperaturdaten bei REMO-UBA für die Bezugsfläche über dem Ammersee vermutlich im Jahresmittel um  $0.5\text{ K}$  bis  $1.0\text{ K}$  zu hoch ausfallen, legt jedoch nahe, dass auch die aus DWD-Lufttemperaturdaten der Station Wielenbach abgeleiteten Schwellenwerte des Eintretens bestimmter Zirkulations- bzw. Schichtungsverhältnisse im Ammersee nicht exakt mit den Verhältnissen im Modell korrespondieren.

Eine Übersicht der modellierten winterlichen Schichtungsverhältnisse gibt Tabelle 5 (S. 116). Dort sind linksseitig die Lufttemperaturdurchschnittswerte in den Monaten Dezember bis Februar für jeden Winter zwischen 2001 und 2050 für die drei verwendeten Szenarien aufgeführt. Auf Basis dieser Werte wurden anhand der in Kapitel 5.2.10 aufgeführten Klassifikationen vier Typen von Schichtungs- bzw. Zirkulationstypen zugewiesen: Wird in einem Winter eine durchschnittliche Temperatur von  $\leq 1.0^{\circ}\text{C}$  erreicht, so ist das Eintreten einer inversen Schichtung (Symbol *I*, blau) wahrscheinlich. Wird die Temperatur von  $-1.0^{\circ}\text{C}$  unterschritten, so kann sich eine geschlossene Eisdecke ausbilden (Symbol *E*, weiß). Verbleibt die mittlere Lufttemperatur  $\leq 2.0^{\circ}\text{C}$ , so verharrt der See im Stadium der Vollzirkulation, es werden jedoch dabei noch Wassertemperaturen  $\leq 4.0^{\circ}\text{C}$  erreicht (Symbol *Z4-*, grün). Bei höheren Wintertemperaturen der Luft verbleiben die Wassertemperaturen  $> 4.0^{\circ}\text{C}$  (Symbol *Z4+*, rot). Besonders ein gehäuftes oder ausschließliches Auftreten des Status *Z4+* würde ein langfristiges Ausbleiben inverser Schichtungen und damit einhergehend eine Änderung des Mixistyps des Ammersees hin zu einem warm monomiktischen See nahelegen.

Die in Tabelle 5 zusammengeführten Ergebnisse zeigen, dass in allen drei REMO-Szenarien gleichsam eine deutliche Verringerung der Anzahl der Jahre mit inverser Schichtung (mit oder ohne Eisbildung) nachgezeichnet wird: Im Zeitraum von 1992-2010 trat noch in der Hälfte der Jahre eine inverse Schichtung ein, mit den REMO-UBA-Lufttemperaturdaten würde es in den Szenarien A1B und A2 von 2001-2050 nur 9 Mal zu einer inversen Schichtung kommen, im Szenario B1 sogar nur 3 Mal. Die Ausbildung einer geschlossenen Eisdecke wäre nach Szenario A1B nur 2 Mal möglich, bei B1 einmal, und bei A2 gar nicht. Dem gegenüber würde der Status *Z4+*, bei dem der Ammersee den ganzen Winter bei Wassertemperaturen  $> 4.0^{\circ}\text{C}$  verharrt, von einer relativen Ausnahmeerscheinung, die in nur 3 von 18 Jahren im Messzeitraum von 1992 bis 2010 eintrat, zur weitaus häufigsten Erscheinung in der Summe: von den 49 betrachteten Wintern unter REMO-UBA-Simulationsbedingungen würde dieser Status zwischen 29 Mal (Szenario A1B) und 37 Mal (Szenario A2) eintreten.

Diese Modellierungsergebnisse sind stets unter dem Bewusstsein einer möglichen Überhöhung der Lufttemperatursimulationsdaten in REMO-UBA zu betrachten. Bei tatsächlichem Eintreten von Lufttemperaturverhältnissen, wie sie in REMO-UBA abgebildet werden, würde jedoch der Ammersee von einem dimiktischen See zu einem warm monomiktischen Verhalten übergehen. Da es jedoch bei allen betrachteten winterlichen Zirkulations- und Stagnationstypen nach wie vor zu einer Durchmischung des kompletten Seekörpers kommt, wäre auch bei diesen Verhältnissen noch ein Sauerstoff- und Nährstoffaustausch und -ausgleich zwischen Hypolimnion und Epilimnion gegeben, es wäre also aus diesem Blickwinkel in keinem Teil des Seekörpers ein gravierendes Umschlagen der Lebensbedingungen für die Organismen im See zu befürchten - Temperaturverhältnisse wie diese zeichnen beispielsweise auch jetzt und schon seit Beginn der detaillierten Untersuchungen Mitte des 20. Jahrhunderts den Bodensee (Obersee) aus. Wie sich die modellierten Wassertemperaturen auf den Stoffhaushalt des Ammersees und das Auftreten bestimmter Phytoplanktonpopulationen auswirkt, soll in Kapitel 5.4.3 dargestellt werden.



	Mittlere Lufttemperatur in °C REMO-UBA Dezember, Januar, Februar			Klassifikation: - E: Eisbildung möglich - I: Inverse Schichtung - Z4-: Vollzirkulation, Temp. < 4°C - Z4+: Vollzirkulation, Temp. > 4°C		
Szenario:	B1	A1B	A2	B1	A1B	A2
Mittelwert 2001-2010:	1.45	1.37	2.42	1.45	1.37	2.42
2001/2002	-0.84	1.28	3.37	I	Z4-	Z4+
2002/2003	1.92	-0.63	0.27	Z4-	I	I
2003/2004	1.02	4.18	4.43	Z4-	Z4+	Z4+
2004/2005	-1.57	1.44	3.55	E	Z4-	Z4+
2005/2006	4.31	1.22	0.88	Z4+	Z4-	I
2006/2007	1.33	0.86	0.90	Z4-	I	I
2007/2008	2.35	1.88	4.30	Z4+	Z4-	Z4+
2008/2009	1.40	1.61	0.15	Z4-	Z4-	I
2009/2010	2.97	-0.14	3.54	Z4+	I	Z4+
2010/2011	1.57	1.99	2.77	Z4-	Z4-	Z4+
2011/2012	5.88	0.70	4.71	Z4+	I	Z4+
2012/2013	3.41	4.25	1.86	Z4+	Z4+	Z4-
2013/2014	4.48	0.27	0.36	Z4+	I	I
2014/2015	3.46	2.39	1.67	Z4+	Z4+	Z4-
2015/2016	3.63	2.59	2.86	Z4+	Z4+	Z4+
2016/2017	1.81	1.14	-0.88	Z4-	Z4-	I
2017/2018	1.68	1.83	2.76	Z4-	Z4-	Z4+
2018/2019	2.47	3.26	2.24	Z4+	Z4+	Z4+
2019/2020	4.84	2.95	4.29	Z4+	Z4+	Z4+
2020/2021	3.48	2.73	3.37	Z4+	Z4+	Z4+
2021/2022	5.25	1.33	2.18	Z4+	Z4-	Z4+
2022/2023	1.24	1.77	2.26	Z4-	Z4-	Z4+
2023/2024	2.66	0.78	2.98	Z4+	I	Z4+
2024/2025	5.98	4.57	4.54	Z4+	Z4+	Z4+
2025/2026	2.44	3.85	0.71	Z4+	Z4+	I
2026/2027	3.10	2.06	2.36	Z4+	Z4+	Z4+
2027/2028	2.62	3.12	1.14	Z4+	Z4+	Z4-
2028/2029	1.37	-1.41	3.63	Z4-	E	Z4+
2029/2030	1.39	4.83	-0.05	Z4-	Z4+	I
2030/2031	2.29	4.63	3.20	Z4+	Z4+	Z4+
2031/2032	3.72	3.44	2.25	Z4+	Z4+	Z4+
2032/2033	3.41	2.58	2.77	Z4+	Z4+	Z4+
2033/2034	1.02	-1.71	4.07	Z4-	E	Z4+
2034/2035	-0.23	4.20	2.36	I	Z4+	Z4+
2035/2036	1.72	2.25	3.75	Z4-	Z4+	Z4+
2036/2037	3.01	4.91	3.44	Z4+	Z4+	Z4+
2037/2038	4.19	0.21	3.55	Z4+	I	Z4+
2038/2039	2.06	4.64	3.47	Z4+	Z4+	Z4+
2039/2040	4.60	5.87	5.56	Z4+	Z4+	Z4+
2040/2041	4.11	2.78	2.96	Z4+	Z4+	Z4+
2041/2042	3.34	4.44	2.47	Z4+	Z4+	Z4+
2042/2043	4.03	3.82	3.91	Z4+	Z4+	Z4+
2043/2044	2.49	5.63	2.93	Z4+	Z4+	Z4+
2044/2045	4.00	4.07	0.84	Z4+	Z4+	I
2045/2046	2.36	1.94	5.03	Z4+	Z4-	Z4+
2046/2047	3.10	4.24	4.85	Z4+	Z4+	Z4+
2047/2048	4.10	4.91	5.61	Z4+	Z4+	Z4+
2048/2049	4.82	3.63	3.32	Z4+	Z4+	Z4+
2049/2050	3.92	2.36	5.15	Z4+	Z4+	Z4+
Jahre mit möglicher Eisbildung				1	2	0
Jahre mit möglicher inverser Schichtung				2	7	9
Jahre mit Vollzirkulation				12	11	3
Jahre mit Vollzirkulation, Temp. > 4.0 °C				34	29	37

Tab. 5: Modellierung des Schichtungsverhaltens und der Ausbildung einer geschlossenen Eiskecke im Ammersee bis 2050 basierend auf empirischen Untersuchungen von 1992-2010 und Lufttemperaturdaten des Modells REMO-UBA (Szenarien B1, A1B und A2) für die Monate Dezember, Januar und Februar (eigene Darstellung, Datenquelle: modellierte Daten aus eigenem Modell, Lufttemperaturdaten aus Klimaprojektionen REMO-UBA)

### 5.4.3 Modellierungsergebnisse des Stoffhaushalts und der Phytoplanktonproduktion im Ammersee

Für die Simulation der Veränderungen des Stoffhaushalts und der Phytoplanktonpopulationen im Ammersee wurde in Kapitel 5.2.11 ein Modell entwickelt. Dieses kann auf Basis des Jahresdurchschnitts der Wasseroberflächentemperatur Aussagen treffen, ob die Konzentration des Orthophosphats, des Ammoniums und des Nitrats sowie die Häufigkeiten ausgewählter Phytoplanktongattungen bzw. -arten - *Pandorina morum*, *Fragilaria crotonensis*, *Aulacoseira* und *Dinobryon* - in einem Jahr höher oder niedriger als der Durchschnitt der Jahre 2000-2007 ausfallen werden. Diese binäre Klassifikation folgt dem Resultat empirischer Analysen, die mithilfe der Data-Mining-Technik des Association Rule Mining für den Zeitraum 2000-2007 durchgeführt wurden. Die Methodik und die Ergebnisse sind in Kapitel 5.2.11 ausführlich beschrieben.

Für die Klassifikation wurden zunächst die in Kapitel 5.4.1 beschriebenen Simulationsdaten der Wasseroberflächentemperatur für jedes verwendete Szenario der Projektion REMO-UBA zu jährlichen Mittelwerten aggregiert. Diese Werte wurden mit dem Mittelwert der simulierten Wasseroberflächentemperatur der Jahre 2001-2010 in Relation gesetzt, um eine analoge Zuordnung zu der in Kapitel 5.2.11 beschriebenen zu erreichen. Die errechneten Zehn-Jahres-Durchschnitte der Wassertemperatur  $WT_{AVG}$  lagen beim REMO-UBA-Szenario B1 bei  $11.95^{\circ}C$ , im Szenario A1B bei  $11.67^{\circ}C$  und im Szenario A2 bei  $11.46^{\circ}C$ .

Auf Basis dieser Mittelwerte wurde im Folgenden für jedes REMO-Szenario eine Klassifikation der errechneten mittleren jährlichen Wasseroberflächentemperaturen vorgenommen: Bei Mittelwerten  $\geq WT_{AVG}$  wurde die Klasse *HI* zugewiesen, bei Mittelwerten  $< WT_{AVG}$  die Klasse *LO*. Dieselbe Klassifikation überträgt sich auf diejenigen Nährstoff- und Phytoplanktonparameter, für die im Kapitel 5.2.11 eine positive Korrelation mit der mittleren jährlichen Wasseroberflächentemperatur nachgewiesen wurde. Für Parameter, die negativ mit der Wassertemperatur korreliert sind, gilt die umgekehrte Klassifikation. Das Ergebnis der Zuordnung ist in Tabelle 6 (S. 118) für die Jahre 2001-2050, den gesamten in dieser Dissertation betrachteten Ausschnitt der REMO-UBA-modellierten Daten, dargestellt. Dabei sind für die Szenarien B1, A1B und A2 jeweils in den linken drei Spalten die mittleren errechneten Wassertemperaturen, in den mittleren drei Spalten die Klassifikationen für die Wassertemperatur und die positiv korrelierten Parameter, und in den rechten drei Spalten die Klassifikationen für die negativ mit der Wassertemperatur korrelierten Parameter aufgelistet.

Tabelle 6 (S. 118) zeigt anschaulich die unterschiedlichen Entwicklungen je nach verwendetem REMO-UBA-Szenario: Während im Szenario B1 eine recht gleichmäßige Verteilung der Klassifikationen *HI* und *LO* über den gesamten Zeitraum von 2001 bis 2050 auftritt und beide Klassen exakt gleich häufig vergeben wurden, nimmt im Szenario A2 die Häufigkeit der Klasse *HI* im Verlauf des Testzeitraums stark zu; ab 2030 wird nur noch die Klassifikation *HI* vergeben. Dasselbe Phänomen ist leicht abgemildert auch im Szenario A1B zu beobachten. Sowohl beim Szenario A1B als auch beim Szenario A2 liegt die mitt-

	Mittlere Wasseroberflächentemperatur in °C			Klassifikation: - Wassertemperatur - Phosphat - Ammonium - <i>Pandorina Morum</i>			Klassifikation: - Nitrat - <i>Fragilaria Crotonensis</i> - <i>Aulacoseira</i> - <i>Dinobryon</i>		
Szenario:	B1	A1B	A2	B1	A1B	A2	B1	A1B	A2
Mittelwert 2001-2010:	11.95	11.67	11.46	11.95	11.67	11.46	11.95	11.67	11.46
2001	11.93	11.32	11.05	LO	LO	LO	HI	HI	HI
2002	10.99	11.80	11.29	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2003	12.35	12.02	11.03	HI	HI	LO	LO	LO	HI
2004	11.08	12.03	11.31	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2005	11.92	11.80	11.04	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2006	12.90	11.17	11.15	HI	LO	LO	LO	HI	HI
2007	12.44	11.84	11.77	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2008	11.93	11.28	11.89	LO	LO	HI	HI	HI	LO
2009	11.58	11.72	11.95	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2010	12.43	11.71	12.14	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2011	11.93	12.15	11.37	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2012	12.68	11.12	12.86	HI	LO	HI	LO	HI	LO
2013	11.95	12.51	12.09	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2014	12.61	10.69	10.99	HI	LO	LO	LO	HI	HI
2015	11.69	11.77	11.37	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2016	12.43	11.67	11.80	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2017	12.37	12.72	10.38	HI	HI	LO	LO	LO	HI
2018	11.64	11.51	12.66	LO	LO	HI	HI	HI	LO
2019	10.59	11.73	12.05	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2020	12.30	11.91	11.60	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2021	11.98	12.63	12.15	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2022	13.42	11.22	11.35	HI	LO	LO	LO	HI	HI
2023	12.51	11.38	10.81	HI	LO	LO	LO	HI	HI
2024	10.82	12.23	11.20	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2025	11.68	12.28	13.25	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2026	11.88	12.80	11.55	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2027	12.18	11.71	10.97	HI	HI	LO	LO	LO	HI
2028	11.69	11.87	11.13	LO	HI	LO	HI	LO	HI
2029	10.79	11.58	12.20	LO	LO	HI	HI	HI	LO
2030	10.90	12.47	11.63	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2031	11.29	11.86	12.37	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2032	12.52	12.92	12.82	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2033	11.64	11.04	12.93	LO	LO	HI	HI	HI	LO
2034	11.94	10.64	12.24	LO	LO	HI	HI	HI	LO
2035	11.47	13.35	12.44	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2036	10.98	12.77	12.20	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2037	12.49	13.07	12.75	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2038	13.25	11.94	12.94	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2039	11.34	13.68	12.77	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2040	12.66	13.50	13.13	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2041	13.57	13.40	12.27	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2042	12.13	12.69	12.36	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2043	12.61	11.97	12.62	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2044	11.73	13.58	12.18	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2045	12.51	12.52	12.09	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2046	12.88	12.13	12.99	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2047	12.89	13.16	13.19	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2048	11.28	14.44	13.23	LO	HI	HI	HI	LO	LO
2049	12.80	13.19	14.45	HI	HI	HI	LO	LO	LO
2050	12.91	12.76	12.41	HI	HI	HI	LO	LO	LO
Anzahl "HI":				25	39	35	25	11	15
Anzahl "LO":				25	11	15	25	39	35

Tab. 6: Association-Rule-basierte Modellierung ausgewählter Phytoplankton- und Nährstoffkonzentrationen im Ammersee bis 2050 in Abhängigkeit von modellierten Wasseroberflächentemperaturen (WT); Einteilung in 2 Klassen basierend auf der mittleren modellierten Wasseroberflächentemperatur ( $WT_{AVG}$ ) zwischen 2001 und 2010, HI bei  $WT \geq WT_{AVG}$ , LO bei  $WT < WT_{AVG}$ , umgekehrte Zuordnung bei Parametern mit negativer Korrelation zur Wassertemperatur (eigene Darstellung, Datenquelle: modellierte Wasseroberflächentemperatur aus eigenem Modell, Lufttemperaturdaten aus REMO-UBA, Szenarien B1, A1B und A2)

lere Wassertemperatur im Zeitraum von 2041-2050 um 1.3 K höher als im Zeitraum von 2001-2010.

Auch im Szenario B1 kommt mit 8 *HI*-Klassifizierungen und nur 2 *LO*-Klassifizierungen im Zeitraum von 2041-2050 eine deutliche Erhöhung der durchschnittlichen Wasseroberflächentemperaturen im Vergleich zum Zeitraum 2001-2010 zum Ausdruck. Mit dem verwendeten Modell zur Nährstoff- und Phytoplankton-Konzentrationsbestimmung würde dies bedeuten, dass in allen drei Szenarien auch die positiv mit der Wassertemperatur korrelierten Faktoren einen Anstieg verzeichnen. Hierzu gehören von den Nährstoff-Parametern das Orthophosphat und das Ammonium. Bei beiden Stoffen wäre der Anstieg der Konzentration mit einer durch höhere Temperaturen induzierten trophischen Aktivität zu erklären, bei der eine größere Menge dieser beiden Stoffe im Kreislauf zwischen der Primärproduktion der Phytoplankter und dem Abweiden durch die Zooplankter in Lösung gehen. Auch eine ansteigende Häufigkeit der Phytoplanktonart *Pandorina morum* ließe sich mit diesem Effekt in Verbindung bringen.

Der negativ mit der Wasseroberflächentemperatur korrelierte Parameter Nitrat würde dagegen mit dem verwendeten Modell einen Rückgang erfahren, da eine durch erhöhte Temperaturen gesteigerte trophische Aktivität ohne Zufuhr von zusätzlichem Nitrat unmittelbar zu einer Reduzierung der Nitratkonzentrationen im See führen würde. Es ist jedoch hinzuzufügen, dass Nitrat im untersuchten Zeitraum stets ausreichend zur Verfügung stand und Phosphor immer der begrenzende Faktor der Primärproduktion war. Ein Rückgang der Nitratkonzentrationen hätte deshalb voraussichtlich keine Auswirkungen auf das Ökosystem. Negative Korrelationen wurden ferner für die Phytoplanktongattungen und -arten *Fragilaria crotonensis*, *Aulacoseira* und *Dinobryon* ermittelt, weshalb auch hier ein Rückgang der Häufigkeiten im Zeitraum von 2041-2050 zu erwarten wäre. Dies wäre ein erstes Anzeichen für den Rückgang eher oligo- bis mesotraphenter Arten zugunsten von meso- bis eutraphenten Arten.

Bei all diesen Modellierungsergebnissen ist zu beachten, dass sie nur einen kleinen Ausschnitt der im Ökosystem ablaufenden Prozesse berücksichtigen und nur aus relativ kurzfristigen Beobachtungszeiträumen abgeleitet wurden. Sie gelten daher nur unter der Bedingung, dass die nicht berücksichtigten Rahmenbedingungen im System sich nicht verändern. Insbesondere die anthropogenen Einflüsse, die seit Mitte des 20. Jahrhunderts die Nährstoffdynamik der Seen in dicht besiedelten Gebieten wie Mitteleuropa dominant bestimmt haben, sowie aus klimatischer Sicht die Häufigkeit und Ausprägung von Extremereignissen hätten das Potential, zu einer Situation jenseits dieser Modellierungsergebnisse zu führen. So hat die Zusammensetzung und Dynamik der Phytoplanktongesellschaften im See bereits in den vergangenen 50 Jahren stark variiert und stellenweise sprunghafte Veränderungen im Zusammenspiel mit klimatischen Extremereignissen gezeigt, was in Kapitel 5.2.11 beispielhaft anhand der Phytoplanktonart *Planktothrix rubescens* sowie dem Pfingsthochwasser von 1999 dargestellt wurde. Derartige Veränderungen sind auch in zukünftigen Szenarien möglich und wahrscheinlich, können aber mit dem verwendeten empirischen Modell nicht prognostiziert werden.

## 5.5 Verwendung des Hybrid-Modell-Ansatzes in der strategischen Planung

In der vorliegenden Dissertation wird ein hybrides Modell beschrieben, das ein System in Teilsysteme zerlegt und diese mit individuell angepassten deduktiven oder induktiven Verfahren simuliert. Dieser Ansatz wird zwar nur für die See-Ökosystemmodellierung validiert, das Modellgenerierungsverfahren kann aber grundsätzlich für viele Systeme adaptiert werden, die eine zeitliche Prägung aufweisen (d.h. Daten liegen in Form von Zeitreihen vor, die einem festen jährlichen Verlauf folgen). Insbesondere im betriebswirtschaftlichen Umfeld erfüllen Systeme und Daten oft diese Voraussetzungen: In vielen Branchen weist das Geschäft eine ausgeprägte Saisonalität auf, die sich jährlich in wiederkehrenden Mustern in den Geschäftsdaten manifestiert.

Vergleicht man jedoch verschiedene Firmen oder verschieden ausgerichtete Abteilungen eines Betriebs, so verhindern wiederum einzelne individuelle Besonderheiten die Anwendung eines Standardmodells, um den Verlauf wichtiger geschäftsbeschreibender Parameter in der Zukunft zu modellieren. Hier kann das vorgestellte Machine-Learning-basierte Modell Abhilfe schaffen. Konkret wurde das in dieser Dissertation beschriebene Modell in der strategischen Planung im Chief Technology Office der Siemens AG für die zukünftige Simulation eines Parameters vorgesehen, der die Leistungsfähigkeit einer projektbezogen arbeitenden Abteilung beschreibt: Die Erreichung eines festen (Budget-)Zielwertes zum Geschäftsjahresende in der Projektfinanzierung.

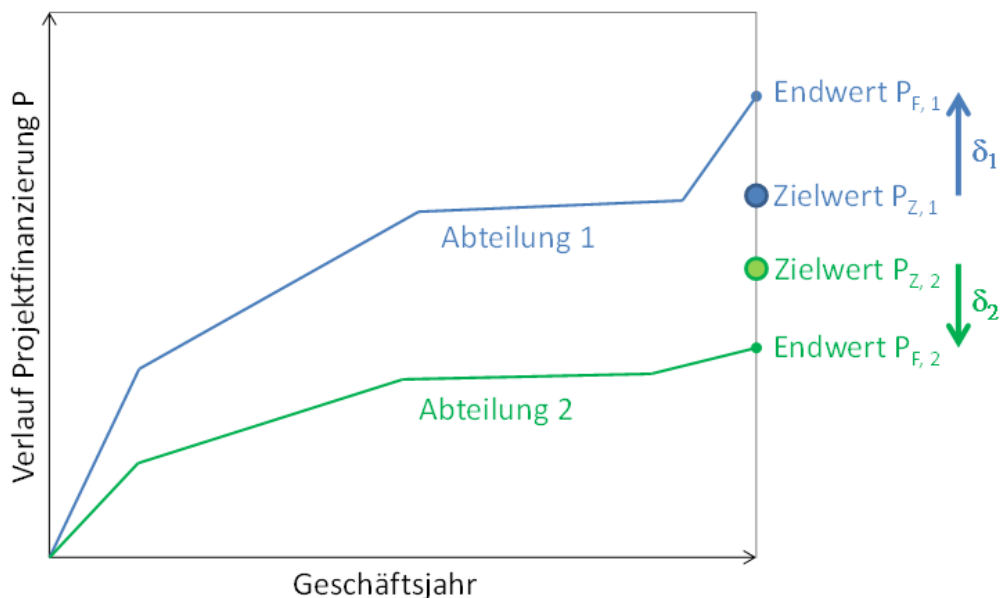


Abb. 53: Strategische Planung: Verlauf der Zahlungseingänge im Geschäftsjahr mit zu erreichendem Zielwert für zwei fiktive Abteilungen 1 (blau) und 2 (grün) (eigene Darstellung)

Der Hintergrund dieser Einsatzmöglichkeit ist in Abbildung 53 grafisch dargestellt. Darin ist für zwei fiktive projektbezogen arbeitende Abteilungen der Zahlungseingang im Verlauf eines Geschäftsjahres visualisiert, wobei für beide Abteilungen zum Geschäftsjahresbeginn ein zu erreichender Zielwert definiert wurde. Im Controlling ist es nun interessant, zu je-

Normal	KPI1	KPI2	KPI3	KPI4	KPI5	KPI6	KPI7	HI	AVG	LO
Abteilung 1	HI	AVG	AVG	AVG	LO	HI	AVG	2	4	1
Abteilung 2	HI	AVG	HI	AVG	LO	HI	AVG	3	3	1
Abteilung 3	HI	AVG	AVG	HI	LO	HI	LO	3	2	2
Überdurchschnittlich										
Abteilung 4	HI	AVG	HI	HI	LO	HI	HI	5	1	1
Abteilung 5	HI	HI	HI	HI	LO	HI	HI	6	0	1
Ziele nicht erreicht										
Abteilung 6	LO	AVG	AVG	AVG	HI	AVG	AVG	1	5	1
Abteilung 7	HI	AVG	LO	AVG	HI	AVG	AVG	2	4	1

Tab. 7: Strategische Planung: Association-Rule-basierte Klassifikation von Abteilungen nach dem Erreichen definierter KPIs (Key Performance Indicators) (eigene Darstellung)

dem Zeitpunkt des Geschäftsjahres automatisch prognostizieren zu können, mit welcher Differenz  $\delta$  die Projektfinanzierung am Geschäftsjahresende vom Zielwert abweichen wird. Problematisch ist für diese Vorhersage, dass der summarische Verlauf der Zahlungseingänge übers Jahr verschieden stark ansteigt. Es zeigt sich aber, dass die ersten Ableitungen der Zahlungseingänge phasenweise konstant sind. So kommt es zu Geschäftsjahresbeginn zu einem überdurchschnittlichen Anstieg der Zahlungseingänge, dann folgt eine Phase mittleren Anstiegs, dann folgt eine Sommerpause mit geringen Zahlungseingängen, und zum Geschäftsjahresende kommt es erneut zu einem starken Anstieg. Für den Übergang von einer Phase zur nächsten können hier wie in dem in Kapitel 5.2.6 beschriebenen Wassertemperatur-Modell Schwellenwerte definiert werden. Deren exakte Lage und Auswirkung auf das Geschäft kann jedoch je nach globalem Standort und Geschäftsart abweichen, weshalb wiederum der Einsatz einer automatischen Kalibrierungs- und Optimierungsfunktion wie in Kapitel 5.2.5 beschrieben in Frage kommt. Im Idealfall kann also mit einer kleinen Anzahl von Abteilungen oder Firmen, für die die zu modellierenden Daten aus mehreren vergangenen Jahren vorliegen, ein Initialmodell mit passenden Schwellenwerten und Parametern entworfen werden, das dann über eine Optimierungsfunktion automatisch für die Gesamtzahl der zu betrachtenden Abteilungen oder Firmen angepasst werden kann, um deren Zielerreichung im Verlauf eines Geschäftsjahres simulieren zu können.

Eine weitere Fragestellung aus der strategischen Planung, für deren Beantwortung ein Teilergebnis dieser Dissertation herangezogen wurde, ist die Geschäftsbewertung einzelner Abteilungen einer Firma im aktuellen Geschäftsjahr anhand bestimmter vordefinierter *Key Performance Indicators* (KPI). So können Muster im Erreichen sowie Über- oder Unterschreiten der KPIs charakteristisch sein für Zustände, die eine Anpassung der Finanzierung oder andere Eingriffe des Managements gebieten. Für die Analyse der KPIs und einer daraus abgeleiteten Klassifikation der Abteilungen wurde die Methode des *Association Rule Mining* herangezogen, die im beschriebenen See-Ökosystemmodell für die Modellierung des Stoffhaushalts verwendet wurde (s. Kapitel 5.2.11). Die analoge Anwendung ist in Tabelle

7 (S. 121) dargestellt. Darin sind 7 Abteilungen mit jeweils 7 zu erreichenden KPIs in einem Geschäftsjahr gezeigt. Für jeden KPI können 3 Klassen erreicht werden, *HI* (hoch), *AVG* (durchschnittlich) und *LO* (niedrig), wobei sich die Zuweisung der Klassen an statistischen Kennzahlen orientiert (es bieten sich hier etwa die 1. und 3. Quartile der Verteilung an). Analysiert man die Klassifizierungen über mehrere Jahre hinweg, so können sich auf unterschiedlichen Ebenen Regelmäßigkeiten ergeben, z.B. dass die Ausprägung einzelner KPIs zu einem bestimmten Zeitpunkt bereits eine Aussage über die zukünftige Zielerreichung ermöglicht. In der Abbildung könnte dies für KPI5 der Fall sein, der bei allen Abteilungen, die ihr Ziel nicht erreichen, die Klassifizierung *HI* erhält, in allen anderen Fällen *LO*. Gleichzeitig sagt jedoch die Anzahl der vergebenen Klassen pro Abteilung nichts über diese Fragestellung aus, da beispielsweise Abteilung 1 und Abteilung 7 dieselbe Verteilung aufweisen. Im Gegensatz dazu lassen sich überdurchschnittliche Ergebnisse nicht eindeutig auf einzelne KPIs zurückführen, sondern hier scheint die Anzahl der erreichten KPIs mit der Klasse *HI* signifikant zu sein, die bei Abteilung 4 und Abteilung 5 im Gegensatz zu allen anderen Abteilungen einen Wert  $\geq 5$  erreicht. Wiederholen sich diese Muster über die Geschäftsjahre hinweg und bestätigen sich die Prognosen im Testfall, so kann dieser Ansatz wiederum zur Unterstützung von Management und Controlling dienen. Das Modell muss jedoch empirisch anhand vorliegender Daten und Bewertungen individuell neu erstellt werden, es kann kein allgemeines standardisiertes Modell entworfen werden.

Die dargestellten Modellvarianten, die in der strategischen Planung im Chief Technology Office der Siemens AG erfolgreich eingesetzt wurden, sind nur Einzelbeispiele für die interdisziplinäre Anwendbarkeit des in dieser Arbeit vorgestellten hybriden Modellansatzes. Je nach Fragestellung muss erwogen werden, ob andere Data-Mining- oder Machine-Learning-Verfahren verwendet werden müssen oder ob ein deduktiver Ansatz mehr Erfolg verspricht. Das Prinzip, dass der systematische Entwurf eines eigenen Modells aus der Ausprägung der vorhandenen Daten heraus sinnvoller sein kann als die Adaption eines nicht ideal an die Problemstellung angepassten vorhandenen Modells, lässt sich jedoch auf viele stark individualisierte Fragestellungen im Umfeld komplexer Daten übertragen.

# Kapitel 6

## Diskussion

In Kapitel 5 wurde ein See-Ökosystemmodell beschrieben, das unter Zuhilfenahme und Integration maschineller Lernverfahren, Data-Mining-Techniken und Expertenwissen erzeugt wurde. Im Folgenden werden die Methodik der Modellgenerierung (Kapitel 6.1) sowie die unter Verwendung des Modells für den Zeitraum bis 2050 erzielten Ergebnisse für den Ammersee (Kapitel 6.2) dargestellt.

### 6.1 Methodik der Generierung eines Hybrid-Ökosystemmodells

Das in der vorliegenden Dissertation beschriebene hybride Modellierungsverfahren, das Expertenwissen über ein System, maschinelle Lernverfahren sowie Data-Mining-Methoden zusammenführt, hat sich im Fall der Simulation der zukünftigen Entwicklung des Ammersees als hilfreich erwiesen. So bietet der Einsatz maschineller Lernverfahren bei gleichzeitiger wissensbasierter Festsetzung prozessualer Schnittstellen in der Berechnung der Wasseroberflächentemperatur Vorteile. Die lückenhafte Messdatenversorgung erschwert eine Kalibrierung mechanistischer Modelle wie DYRESM oder FLAKE für den Ammersee (RIPPL 2011, VETTER unveröffentlicht), so dass zum Erreichen realistischer Modellierungsergebnisse oftmals eine Anpassung der Eingangsdaten vorgenommen werden muss (WEINBERGER & VETTER 2012). Dagegen kann das in der vorliegenden Dissertation beschriebene empirische Modell so angepasst werden, dass auch mit unveränderten Originaldaten ein akzeptables Modellergebnis erzielt werden kann. Wie gezeigt wurde, muss dafür jedoch das grundsätzliche Zirkulations- und Schichtungsverhalten des Sees in Form von Schwellenwerten, die anschaulich den Übergang von einer Phase zur nächsten beschreiben, im Modell festgelegt werden. Gleichzeitig gibt die in der vorliegenden Arbeit beschriebene automatische Optimierungsfunktion für jede Modellkonfiguration einen sofortigen Überblick über den statistischen Fehler der Modellberechnung im Validierungszeitraum des Modells. Allerdings können mit dem empirischen Ansatz, auch unter Verwendung von Data-Mining-Methoden in der Modellgenerierung, nur solche Prozesse im Modell abgebildet werden, die anhand der vorliegenden Messdaten aus der Vergangenheit mithilfe von verhältnismä-



fig einfachen mathematischen Funktionen und statistischen Zusammenhängen beschrieben werden können. Eine solche vereinfachte Modellierung war auf Basis der vorliegenden Daten des Ammersees für eine Temperaturprofilbestimmung von der Seeoberfläche bis zum Grund nicht möglich. Dem gegenüber kann ein mechanistisches Modell, das sich auf physikalische Erkenntnisse stützt, jeden daraus ableitbaren Vorgang deduktiv beschreiben und ins Modell integrieren.

Die hybride Natur des Modellansatzes erlaubt die Kopplung mit beliebigen - auch deduktiven - Teilmodellen, die gemeinsame Eingangsdaten wie das Basismodell verwenden oder Modellergebnisse des Basismodells weiterverarbeiten. Vorteil der induktiven Modellgenerierung ist hierbei, dass etwa bei lückenhafter Datenlage einzelne Prozesse schrittweise abstrahiert werden können, bis zumindest grobe Aussagen über die zukünftige Entwicklung gemacht werden können. So konnte in der vorliegenden Dissertation z.B. weder eine hoch aufgelöste Berechnung der Temperatur-Tiefenprofile (wie in DYRESM), noch eine zuverlässige Temperaturberechnung für Epilimnion und Hypolimnion (wie in FLAKE) erreicht werden. Dafür konnten aber eine Klassifizierung der winterlichen Schichtungs- und Zirkulationsverhältnisse allein auf Basis der Lufttemperaturen entwickelt werden, die für viele Fragestellungen ausreichende Ergebnisse liefert. Dabei ist die verwendete Regelmäßigkeit leicht anhand von Messdaten zu verifizieren und kalibrieren. Ein ähnlicher Ansatz wurde zur Modellierung des Nährstoffhaushalts und der Phytoplanktonpopulationen benutzt. Auch hier führten zeitlich und räumlich höher aufgelöste empirische Untersuchungen zu keinem Ergebnis, aber durch schrittweise Eingrenzung der Parameter, Abstraktion der Modellabbildung und räumliche wie zeitliche Generalisierung konnten unter Zuhilfenahme eines binären Klassifikationsverfahrens einzelne Nährstoffkonzentrationen (Nitrat, Orthophosphat, Ammonium) sowie einzelne Phytoplanktonarten mit Jahresdurchschnittswerten der Wasseroberflächentemperatur korreliert werden. Die gefundenen Zusammenhänge wurden in das generierte Gesamtmodell integriert und zur zukünftigen Modellierung des Ökosystems Ammersee mitverwendet. Damit konnte zwar das Ökosystem nicht abschließend beschrieben werden, und vor allem punktuelle starke Veränderungen, die in der Vergangenheit nicht aufgetreten sind oder sich nicht in den verfügbaren Messdaten abbilden, fehlen in der zukünftigen Simulation. Aber einzelne Schlüsselparameter, die wichtige Aspekte des Nahrungsnetzes wiedergeben, können modelliert werden. Auf dieser Basis sind zumindest grobe Aussagen über einen zukünftigen Zustand des Systems möglich.

Allgemein kann festgehalten werden, dass das in dieser Dissertation dargestellte hybride Verfahren der Generierung eines See-Ökosystemmodells aus empirischen und unterschiedlich stark abstrahierten Teilmodellen dann sinnvoll ist,

- wenn die verfügbaren Messdaten nicht zur Kalibrierung eines vorhandenen Modells wie etwa DYRESM ausreichen oder die Kalibrierung fehlschlägt, d.h. sich das betrachtete Seeökosystem bereits in seiner vergangenen Entwicklung nicht befriedigend mit dem Modell abbilden lässt.
- wenn eine Simulation der Gesamtheit der das Ökosystem beschreibenden Parameter

nicht benötigt wird, sondern nur Einzelaspekte relevant sind und so die Komplexität des Ansatzes und die potentiell benötigten Eingangsdaten reduziert werden können.

- wenn Parameter modelliert werden sollen, die in vorhandenen Modellen nicht dargestellt sind, bzw. Relationen oder Interaktionen mit anderen Systemen außerhalb des Ökosystems dargestellt werden sollen.

Der letzte Punkt der Aufzählung deutet bereits darauf hin, dass der abstrakte Ansatz der Modellgenerierung nicht auf Ökosystemmodelle beschränkt ist, sondern auch in anderen wissenschaftlichen Disziplinen angewendet werden kann. Die Möglichkeiten der Adaptierung sowie die Implementierung des Modellansatzes zur Beschreibung wirtschaftlicher Entwicklungen sind in Kapitel 5.5 dargestellt.

## 6.2 Modellierung der zukünftigen Entwicklung des Ökosystems Ammersee

Mit dem im Rahmen dieser Dissertation konstruierten Modell wurde unter Verwendung der REMO-UBA-Klimaprojektionsdaten die Entwicklung aussagekräftiger Parameter des Ökosystems Ammersee bis 2050 simuliert. Die Wasseroberflächentemperatur kann, wie in Kapitel 5.2.6 dargestellt wurde, befriedigend aus täglichen Minimal-, Maximal und Mittelwerten der Lufttemperatur ausgehend von einem initialen Wassertemperaturwert berechnet werden. Dazu sind drei Mal täglich gemessene Lufttemperaturdaten ausreichend, sofern diese wie in den Daten des Deutschen Wetterdienstes (Messungen um 7 Uhr, 13 Uhr und 19 Uhr) für die tägliche Temperaturamplitude repräsentativ sind (s. Kapitel 5.2.4). Wird die Skalierung der Lufttemperaturdaten im Verlauf des Modellierungszeitraums geändert, ist jedoch eine Neukalibrierung des Modells nötig (s. Kapitel 5.1.2). Mit dem erzeugten empirischen Modell konnte die Entwicklung der Oberflächentemperatur des Ammersees besser modelliert werden als mit den Modellen FLAKE und DYRESM (RIPPL 2011).

Eine Berechnung des gesamten Temperaturprofils von der Seeoberfläche bis zum Grund war nur unter Verwendung der Lufttemperaturdaten nicht zu realisieren (s. Kapitel 5.2.7), was vor allem an dem größeren Einfluss des Wetterelementes Wind auf die Zirkulationsvorgänge im Seekörper zurückzuführen ist. Es wird jedoch die Möglichkeit gesehen, dass unter Zuhilfenahme hochauflösender Wassertemperaturdaten (vertikale Auflösung mindestens 1 m, zeitliche Auflösung mindestens 1 Tag) über einen Zeitraum von mindestens 2 Jahren dennoch eine näherungsweise Berechnungslogik unter alleiniger Verwendung von Lufttemperaturdaten gefunden werden kann. Daten dieser Auflösung standen jedoch zumindest für den Ammersee bis 2011 nicht zur Verfügung.

Für den Ammersee wurde das generierte Modell in mehreren Schritten unter Verwendung von Lufttemperatur- und Wassertemperaturmessdaten des Zeitraums 1992-2010 kalibriert und optimiert (vgl. Kapitel 5.2.4 und 5.2.5). Das finale Modell erlaubt mit einem mittleren betragsmäßigen Fehler von 0.9 K die Berechnung der Wasseroberflächentemperatur im

Ammersee, bei durchschnittlich um  $-0.26\text{ K}$  von den Messdaten abweichenden Werten. Es wurden auch bei kontinuierlichen Modellläufen über 18 Jahre keine Fehlerfortpflanzungen in Form von sukzessive ansteigenden oder abfallenden Temperaturwerten festgestellt. Das Modell eignet sich also zur Modellierung der zukünftigen thermischen Verhältnisse und zum Vergleich der modellierten Daten mit aktuellen Messdaten. Eine solche Modellierung wurde für den Zeitraum von 2001-2050 auf Basis der REMO-UBA-Klimaprojektionen unter Verwendung des darin abgebildeten Parameters der Lufttemperatur (2 m über Grund) durchgeführt (s. Kapitel 5.4.1). Eine Untersuchung der Eingangsdaten der Lufttemperatur in den verwendeten REMO-UBA-Szenarien B1, A1B und A2 ergab, dass diese bereits im Initialzeitraum von 2001-2010 im Mittel um Werte zwischen  $+0.5\text{ K}$  (Szenario A2) und  $+0.9\text{ K}$  (Szenario B1) von den im gleichen Zeitraum gemessenen Lufttemperaturen der südlich des Ammersees gelegenen DWD-Stationen Raisting und Wielenbach differieren; die mittleren Lufttemperaturdaten im Zeitraum 2041-2050 bilden im Vergleich zu den 1992-2010 gemessenen Lufttemperaturen in Raisting/Wielenbach eine mittlere Erhöhung zwischen  $2.1\text{ K}$  (B1) und  $2.5\text{ K}$  (A1B) ab. Im Jahresverlauf stellt sich die Temperaturerhöhung in den Monaten September bis Dezember am stärksten dar (vgl. Kapitel 5.4.1).

Die Veränderungen der Wasseroberflächentemperatur, die sich unter Verwendung der REMO-UBA-Daten im Zeitraum 2041-2050 verglichen mit den 1992-2010 basierend auf Lufttemperaturmessdaten modellierten Daten ergeben, sind in Abbildung 54 (S. 127) analog zur Analyse der Lufttemperaturveränderungen (Abb. 51, S. 111) in Form eines Boxplots dargestellt. Daraus geht hervor, dass sich nur in den Monaten Juni, Juli und August die Wassertemperaturen bei allen drei REMO-UBA-Projektionen innerhalb (oder leicht unterhalb) der Boxen bewegen, die die inneren 50% der aktuellen Verteilung der Monatsmittelwerte symbolisieren. In allen anderen Monaten liegen die Monatsmittelwerte aller drei Projektionen oberhalb des 3. Quartils der aktuellen Verteilung, einzige Ausnahme ist das Monatsmittel im Mai im Szenario B1. Diese Beobachtungen entsprechen in der Gesamtschau denen der zur Modellierung verwendeten Lufttemperaturdaten, insbesondere die in Kapitel 5.4.1 bereits beschriebene starke Temperaturerhöhung in den Monaten September bis Dezember dupliziert sich auch in den modellierten Wassertemperaturdaten. Im Mittel würde ein zukünftiges Klima, wie es die REMO-UBA-Szenarien B1, A1B und A2 darstellen, zu einer mittleren Erhöhung der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee um Werte zwischen  $1.4\text{ K}$  (Szenario B1) und  $1.9\text{ K}$  (Szenario A1B) führen. Dies würde auch die Einschätzung aus IPCC (2007) stützen, wonach im Kontext des Klimawandels in vielen Regionen mit einer Erwärmung von Seen und Flüssen zu rechnen ist. Während für den Bodensee rezent eine Erhöhung der oberflächlichen Wassertemperatur nachgewiesen wurde (LIVINGSTONE 2003), konnte dies bisher für den Ammersee nicht bestätigt werden (RIPPL 2011). Eine weitere Klimaentwicklung im Sinne der REMO-UBA-Projektionen würde jedoch, wie die Resultate der vorliegenden Untersuchungen zeigen, eine signifikante Erhöhung der mittleren Wasseroberflächentemperaturen hervorrufen. Um die Auswirkungen dieser Temperaturerhöhungen auf das Ökosystem im Detail diskutieren zu können, muss zunächst die unterschiedliche Ausprägung der Temperaturveränderungen im Jahresverlauf analysiert werden.

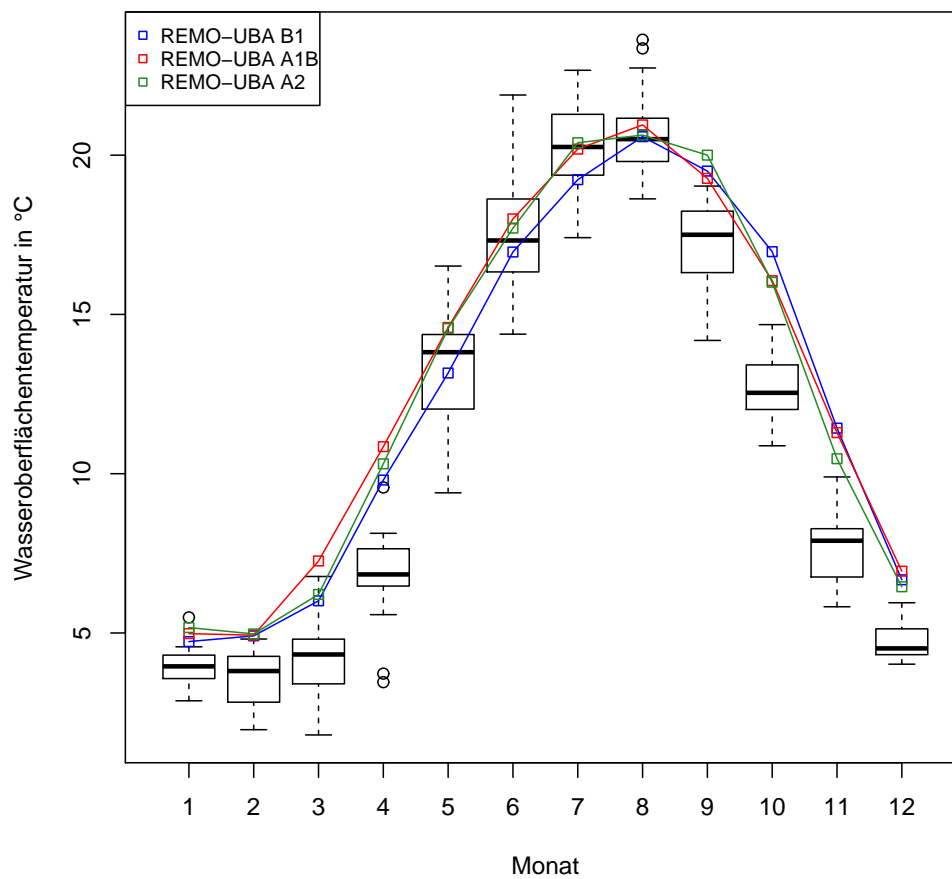


Abb. 54: Monatlich aggregierte Modellierungsergebnisse der Wasseroberflächentemperatur im Ammersee 2041-2050 eingebettet in einen Boxplot der monatlich gemittelten modellierten Werte im Zeitraum 1992-2010 (eigene Darstellung, Datenquelle: Lufttemperaturdaten des Deutschen Wetterdienstes in Raisting/Wielenbach sowie aus den Klimaprojektionen von REMO-UBA, Simulationsdaten aus eigenem Modell)

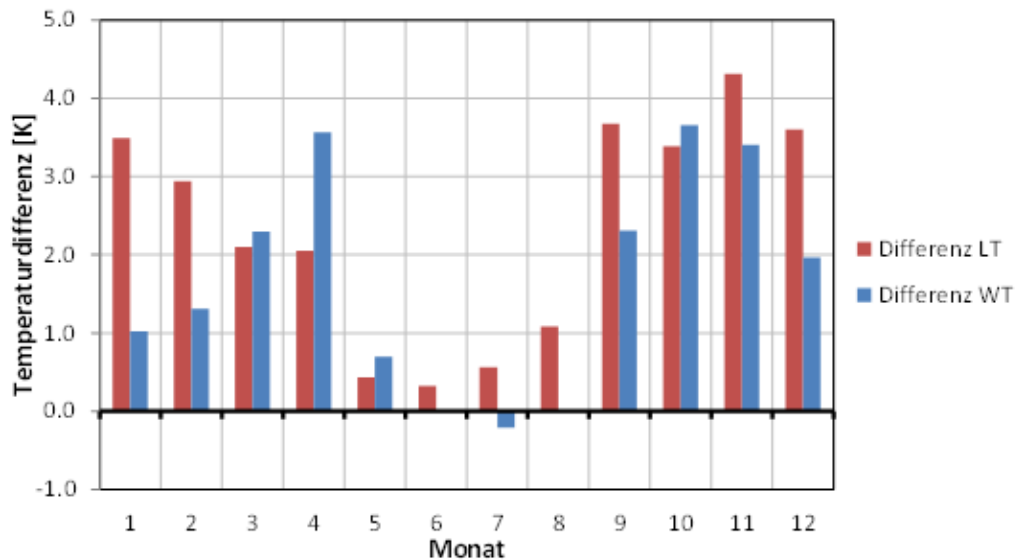


Abb. 55: Differenz der modellierten mittleren monatlichen Wassertemperaturdaten sowie der mittleren Lufttemperaturdaten, Vergleich des Zeitraums 2041-2050 (Mittelwerte der auf Basis der REMO-UBA-Szenarien B1, A1B und A2 modellierten Wassertemperaturen) mit dem Zeitraum 1992-2010 (mit Lufttemperaturmessdaten aus Raisting/Wielenbach modellierte Wassertemperaturen) (eigene Darstellung, Datenquelle: Lufttemperaturdaten des DWD in Raisting/Wielenbach sowie Klimaprojektionen REMO-UBA, Simulationsdaten aus eigenem Modell)

Diese sind in Abbildung 55 pro Monat separat dargestellt (blaue Säulen) und mit der zeitgleichen Veränderung der Lufttemperaturen (rote Säulen) in Bezug gesetzt; jede Säule stellt jeweils die Differenz zwischen dem Mittelwert im Zeitraum 2041-2050 und dem Mittelwert im Zeitraum 1992-2010 dar. Dabei zeigt sich, dass sich die Erhöhung der Lufttemperaturdaten im Herbst fast in gleicher Ausprägung in den Wasseroberflächentemperaturen widerspiegelt. Diese Beobachtung legt ein verspätetes und abgemildertes Einsetzen der Herbstzirkulation nahe, das mit einem verlangsamten Aufheben der Schichtungsstabilität nach dem sommerlichen Maximum einhergeht. SCHINDLER et al. (1996) und LIVINGSTONE (2003) haben für andere Seen bereits eine Verlängerung der Sommerstagnation nachgewiesen, doch der Ammersee zeigte bis 2010 noch keinen solchen Trend (RIPPL 2011).

Von Dezember bis Februar fällt die Erhöhung der Wasseroberflächentemperatur hinter dem Anstieg der Lufttemperatur zurück, da in diesem Zeitraum eine immer tiefere Durchmischung bis zur Vollzirkulation erreicht wird und sich so Energieeinträge oder -entnahmen auf einen immer größeren Teil des Wasserkörpers verteilen. Im März und im April nimmt schließlich die Erwärmung der Wasseroberflächentemperaturen sprunghaft zu und übersteigt im Vergleich sogar die der Lufttemperaturen. Die Erklärung für dieses Phänomen findet sich im Ablauf der Frühjahrszirkulation: während im Zeitraum von 1992-2010 oftmals bis Mitte März eine inverse Schichtung des Seekörpers, z.T. sogar mit einer geschlossenen Eisdecke, vorlag, dominieren im See im Zeitraum von 2041-2050 warm monomiktische Verhältnisse mit winterlicher Vollzirkulation (s. Kapitel 5.4.2), die ein früheres Einsetzen der

Frühjahrszirkulation begünstigen. Dieser Effekt wird durch erhöhte Frühlingstemperaturen der Luft weiter verstärkt.

Im Sommer erreichen die Lufttemperaturerhöhungen im Jahresverlauf ihr Minimum, gleichzeitig findet in den Monaten Juni bis August keine Erhöhung der mittleren Wasseroberflächentemperaturen statt. Dieser Effekt wird durch Beobachtungen aus dem Messzeitraum 1992-2010 gestützt: auch hier führten selbst sehr heiße Sommer nicht in gleichem Maße zu erhöhten Wasseroberflächentemperaturen; stattdessen vergrößerte sich die Mächtigkeit des Epilimnions und die Schichtungsstabilität nahm zu, die Thermokline wurde weiter nach unten verlagert (s. Kapitel 5.1.2). Dieser Effekt wurde bereits unter dem Einfluss des rezenten Klimawandels für 12 tiefe mitteleuropäische Seen belegt (DOKULIL et al. 2006). Nach der vorliegenden Arbeit würde er sich im Ammersee in Zukunft noch stärker manifestieren. Eine Erhöhung der sommerlichen Wasseroberflächentemperaturen um circa  $4^{\circ}\text{C}$ , wie sie etwa DOKULIL (2010) für mitteleuropäische Seen im Allgemeinen vorhersagt, kann jedoch mit den vorliegenden Modellierungsergebnissen nicht bestätigt werden. In der Summe ergeben die modellierten Wassertemperaturdaten für den Zeitraum 2041-2050 also ein konsistentes und realistisches Bild der Verhältnisse wieder, zu denen eine Klimaerwärmung, wie sie in den REMO-UBA-Szenarien abgebildet ist, führen würde.

Parallel zur Berechnung der Wasseroberflächentemperaturen wurde eine abstrahierte Form der Modellierung der winterlichen Zirkulations- und Schichtungsverhältnisse auf Basis der mittleren Lufttemperatur ins Modell integriert. Dabei wird nur eine Klassifizierung für den Gesamtwinter vorgenommen, die aussagt, ob der See in der Vollzirkulation verharret, ob Temperaturen unterhalb des Dichtemaximums von Wasser erreicht werden, ob eine inverse Schichtung begünstigt wird und ob die Ausbildung einer geschlossenen Eisdecke möglich ist; dieses vereinfachte Modell ermöglichte eine gute Erfassung des thermischen Zustands im Winter während des Testzeitraums (s. Kapitel 5.2.10). Der Fragestellung nach den winterlichen Zirkulations- und Schichtungsverhältnissen im Ammersee wurde besondere Bedeutung beigemessen, da der Ammersee zwar im Allgemeinen als dimiktisch angesehen wird (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005, RIPPL et al. 2009), er aber im Zeitraum 1992-2010 bereits in mehreren Jahren das Verhalten eines warm monomiktischen Sees angenommen hat, wobei keine winterliche inverse Schichtung mehr eintritt sondern der See den ganzen Winter über im Status der Vollzirkulation verharret. Zu beantworten wäre also die Frage, ob dies der dominierende Winterzustand des Ammersees werden wird, wenn eine Klimaerwärmung eintritt.

Eine erste Indikation zur Bejahung dieser Frage liefert bereits die obige Analyse der Wasseroberflächentemperaturen. Wird die Wasseroberflächentemperatur von  $4.0^{\circ}\text{C}$  den ganzen Winter über nicht oder nur kurzfristig unterschritten, ist eine inverse Schichtung ausgeschlossen, da sich erst bei Temperaturen  $< 4.0^{\circ}\text{C}$  aufgrund der Dichteigenschaften des Wassers die kälteste Wasserschicht an der Seeoberfläche ausbilden würde. Die separate Simulation der winterlichen Zirkulations- und Schichtungsverhältnisse (s. Kapitel 5.4.2) ausgehend von den Lufttemperaturen bestätigt diese Vermutung und zeigt auf, dass nach 2020 unter den klimatischen Bedingungen, wie sie in den REMO-UBA-Projektionen nachgezeichnet werden, inverse Schichtungen nur noch in vereinzelten Fällen eintreten würden:

innerhalb dieser 30 Jahre gäbe es nur noch zwischen einem (B1) und vier (A1B) Winter mit der Möglichkeit des Eintretens inverser Schichtungen oder geschlossener Eisdecken. Dies deckt sich mit der Einschätzung von LIVINGSTONE et al. (2010a), wonach sich der Klimawandel besonders auf die Eisbedeckung derjenigen Seen auswirken wird, die bereits heute sehr kurze und unregelmäßige Ausbildungen von oberflächlichem Eis aufweisen.

Welche Folgen das für den Stoffhaushalt und die Lebensbedingungen für Phyto- und Zooplankter im See hätte, kann nur abgeschätzt werden. Potentiell kann eine den ganzen Winter hindurch anhaltende Vollzirkulation die vertikale Sauerstoffverteilung beeinflussen; problematische Auswirkungen vor allem auf die Fischpopulationen hat dies jedoch erst dann, wenn es oberflächlich zu einem Sauerstoffdefizit kommt oder wenn tiefere Wasserschichten nicht mehr von der Zirkulation erfasst werden, wie es z.T. im Bodensee bereits während des 20. Jahrhunderts mehrmals festgestellt werden konnte (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Da aber im Ammersee die Herbstzirkulation im untersuchten Zeitraum von 1992 bis 2010 stets das gesamte vertikale Profil des Sees erfasste (s. Kapitel 5.2.10) und Sauerstoffdefizite nur am unmittelbaren Seegrund sowie punktuell im Metalimnion beobachtet wurden (s. Kapitel 5.2.7), stellt dies kein wahrscheinliches Szenario dar. Die von STRAILE et al. (2010) formulierte erhöhte Lösung von Phosphat aus den Detritusschichten am Seegrund bei längeren Phasen winterlicher Vollzirkulation könnte jedoch für den Ammersee an Relevanz gewinnen, da der Phosphatgehalt des oberflächlichen Seewassers aufgrund des rückläufigen Eintrags über Abwässer derzeit der limitierende Faktor des trophischen Zustands des Sees darstellt (s. Kapitel 5.2.11).

Teilaspekte des Stoffhaushalts und der Phytoplanktodynamik im Ammersee konnten durch ein neu entwickeltes empirisches Modell simuliert werden, das mithilfe der Data-Mining-Technik des Association Rule Mining konstruiert wurde (s. Kapitel 5.2.11) und Regelmäßigkeiten für das Auftreten hoher oder niedriger Konzentrationen bestimmter Nährstoffe oder Phytoplanktonarten in Abhängigkeit von der mittleren Wasseroberflächentemperatur herstellt. Hierbei wurde sowohl für die Jahresdurchschnitte der Wasseroberflächentemperatur wie auch für die mittleren Konzentrationen eines Nährstoffs in den oberen 10 m des Sees und die mittlere Häufigkeit einer Phytoplanktonart pro Jahr eine binäre Klassifikation verwendet. Damit wurden, je nachdem, ob der Mittelwert eines Jahres kleiner oder größer als das achtjährige Mittel des Parameters ausfiel, die Beobachtungen den Klassen *HI* (hoch) sowie *LO* (niedrig) zugeordnet. Parameter, bei denen mindestens 75% der Beobachtungen derselben Klasse zugeordnet wurden wie die Wasseroberflächentemperatur, wurden als positiv korreliert mit der Wasseroberflächentemperatur angenommen, traf bei mehr als 75% der Beobachtungen die umgekehrte Klassenzuordnung zu, galten sie als negativ korreliert zur Wasseroberflächentemperatur. So konnten positive Korrelationen der Wassertemperatur etwa mit Ortho-Phosphat und der eutraphenten Art *Pandorina morum* nachgewiesen werden, negative Korrelationen mit Nitrat und drei eher meso- bis oligotraphenten Phytoplanktern.

Bei der Verwendung dieser Ergebnisse zur Modellierung der zukünftigen Ökosystembedingungen im Ammersee bis 2050 wurde die Klasseneinteilung für den gesamten Zeitraum ab 2001 auf Basis der mittleren modellierten Wasseroberflächentemperatur je eines Szenarios

im Zeitraum 2001-2010 vorgenommen, also nicht mit der mittleren Wassertemperatur des Mess- und Modellentwicklungszeitraums von 2000-2007; diese Maßnahme kann als implizite Bias-Korrektur angesehen werden, da damit für jedes der drei REMO-UBA-Szenarien der Referenzwert ein Resultat der eigenen statistischen Verteilung ist. Das Ergebnis der Modellierung stellt sich je nach Szenario sehr unterschiedlich dar (s. Kapitel 5.4.3): Im REMO-Szenario B1 kommt es 2001-2010 zu gleich vielen überdurchschnittlichen Wassertemperaturen wie unterdurchschnittlichen, es tritt jedoch eine Häufung überdurchschnittlicher Werte im letzten Fünftel (2041-2050) auf (2 von 10 Jahren mit Klassifikation *HI*). In den beiden Szenarien A1B und A2 steigen die Wassertemperaturen ab 2010 stärker an, so dass insgesamt die deutliche Mehrheit der Jahre basierend auf die Wasseroberflächentemperaturen die Klassenzuordnung *HI* erhalten (Szenario A1B: 39 Zuordnungen, Szenario A2: 35). Laut der Modellogik geht diese Beobachtung einher mit einer Zunahme der Ortho-Phosphat- und Ammoniumkonzentrationen und der Häufigkeit der Art *Pandorina morum*, sowie einem Rückgang der Nitratkonzentrationen und der Häufigkeiten der Gattungen bzw. Arten *Fragilaria crotonensis*, *Aulacoseira* und *Dinobryon*.

Da die Modellogik das Resultat eines empirischen Prozesses ist, gilt es die Plausibilität dieser Ergebnisse zu diskutieren. Wie in Kapitel 5.2.11 erläutert wurde, steigt der Orthophosphatgehalt als limitierender Faktor der Primärproduktion mit dem Trophiegrad eines Sees an, da das Orthophosphat in einem kurzgeschlossenen Kreislauf von den Zooplanktern nach ihrem *Grazing* der Phytoplankter direkt wieder freigesetzt und in den Kreislauf zurückgeführt wird (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005). Dass der Trophiegrad des Ammersees als Resultat des aktuellen Erwärmungstrends im Anstieg begriffen ist, ohne dass gleichzeitig mehr Nährstoffe von außen zugeführt werden, zeigen VETTER & SOUSA (2012). Verstärkt wird dieser Prozess, wenn zusätzlich, wie oben dargestellt, der Status der Vollzirkulation den ganzen Winter über erhalten bleibt, denn so kann nährstoffhaltiger Detritus vermehrt aus dem Hypolimnion in die oberen Wasserschichten gelangen, dort infolge höherer biologischer Aktivität zersetzt und wieder in Form von mineralischen Nährstoffen der Primärproduktion zur Verfügung gestellt werden. Dieser Effekt kann auch als Erklärung für erhöhte Ammoniumkonzentrationen herangezogen werden, da das Kation als Resultat bakterieller anaerober Zersetzungs Vorgänge von organischem Material entstehen kann (SCHWOERBEL & BRENDENBERGER 2005).

Die Simulation der Entwicklung vierer ausgewählter Phytoplanktonarten kann dagegen nur als exemplarisch für die zukünftige Entwicklung gesehen werden, da die Komplexität der Zusammenhänge im Nahrungsnetz zu schlecht modellierbaren Interaktionen einzelner Arten führen. HUBER et al. (2008) und ATANASOVA et al. (2008) stellen in diesem Zusammenhang dar, dass die Dominanz einer Art und der Rückgang einer anderen zwar aus der aktuellen Beschaffenheit eines Sees erklärt, nicht aber umgekehrt aus den chemischen und thermischen Verhältnissen eines Sees eine sichere Regelmäßigkeit, welche Arten in höherer und welche in niedrigerer Konzentration auftreten werden, abgeleitet werden können. Ein Beispiel für diese Komplexität stellt im Ammersee die Phytoplanktonart *Planktothrix rubescens* dar, die in einzelnen Jahren sprunghaft dominant auftrat, ohne dass sich dies eindeutig mit dem Stoffhaushalt erklären ließe. STEINBERG & LENHART (1991) stel-



len hierzu fest, dass das Auftreten von Cyanobakterien zwar durch eutrophe Verhältnisse begünstigt werden, der Rückschluss, sie seien Eutrophiezeiger, jedoch nicht zulässig sei. Bereits in der Vergangenheit wurden, etwa 1990 und 1996, hohe Individuendichten von *Planktothrix rubescens* gemessen, die scheinbar unkorreliert mit den Hauptfaktoren des Stoffhaushaltes oder klimatischen Ereignissen waren - LENHART (2000) spricht hierbei von einem „Rätsel“ (S. 107).

In der Summe kann bestätigt werden, dass mit erhöhten Wassertemperaturen ein Trend hin zu eher eutraphenten Arten wahrscheinlich ist. Ob die Zunahme an Wintern mit Vollzirkulation und wärmeren Wasser- und Lufttemperaturen zu einer Vorverlegung des frühjährlichen Biomassemaximums oder einer Zunahme der Primärproduktion bereits in den Wintermonaten führen wird, werden erst länger angelegte und detailliertere Forschungsvorhaben und Messkampagnen liefern. Auch eine Änderung der anthropogenen Einflüsse, wie sie sich z.B. durch die Erhöhung der Nährstoffzufuhren über Abwässer im frühen 20. Jahrhundert sowie der aktuell immer weitere fortschreitenden Klärung und Vorbeileitung derselben am Ammersee darstellen, kann dazu führen, dass plötzlich ein anderer Faktor das Nahrungsnetz bestimmt, und so den oben formulierten Modellregeln ihre Basis entziehen.

## Kapitel 7

# Zusammenfassung und Ausblick

Ziel dieser Dissertation war, induktive und deduktive Ansätze in einem Modell zu vereinen, um die Entwicklung eines See-Ökosystems unter dem Einfluss klimatischer Veränderungen auf Basis vorhandener Daten möglichst gut beschreiben zu können. Dabei sollte die Wissensfindung für die Erstellung der empirischen Modellkomponente sowohl basierend auf manuellen statistischen Analysen als auch auf automatisierten Data-Mining- und Machine-Learning-Verfahren geschehen. Als Testobjekt für das Modell diente der Ammersee.

Aus der Kombination des Prozesswissens über die Zirkulations- und Stagnationsphasen in einem dimiktischen See sowie empirischer Analysen des Zusammenhangs zwischen den Lufttemperaturen der Umgebung und den Wassertemperaturen im Ammersee konnte ein Machine-Learning-Verfahren aufgesetzt werden. Damit kann die Wasseroberflächentemperatur in täglicher Auflösung allein unter Verwendung der durchschnittlichen, der minimalen und der maximalen Lufttemperatur pro Tag berechnet werden. Mit Hilfe der Data-Mining-Technik des Association Rule Mining konnten die wichtigsten Parameter des Nährstoffkreislaufs im See - Orthophosphat, Nitrat und Ammonium - sowie die Häufigkeit des Auftretens einzelner Phytoplanktonarten auf einer binären Skala in jährlicher Auflösung simuliert werden. Damit wird eine parametrische Abschätzung des Stoffhaushalts sowie in der mehrjährigen Modellierung eine Prognose der Entwicklung des Trophiestatus des Sees ermöglicht. Eine empirische Analyse lieferte darüber hinaus die Grundlagen für die Modellierung der winterlichen Zirkulations- und Schichtungsverhältnisse im Ammersee.

Das aus diesen Teilkomponenten zusammengesetzte Modell lieferte im Testzeitraum von 1992 bis 2010 gute Ergebnisse für den Ammersee. Deshalb konnte es für die Simulation der zukünftigen Entwicklung des Ammersees bis zum Jahr 2050 unter Verwendung der Szenarien B1, A1B und A2 der REMO-UBA-Klimaprojektion benutzt werden. Unter den darin abgebildeten klimatischen Verhältnissen würde sich der See oberflächlich bis 2050 im Frühjahr und im Herbst um durchschnittlich mehr als 2 K verglichen mit dem Referenzzeitraum 1992-2010 erwärmen. Im Sommer sind dagegen keine oder sehr geringe Veränderungen der Wasseroberflächentemperaturen zu erwarten. Die winterliche Erhöhung der oberflächlichen Seetemperaturen fallen geringer aus als im Frühjahr und im Herbst,

jedoch stellt sich im Modell ein deutlicher Rückgang winterlicher inverser Schichtungen sowie ein nur noch vereinzelter Auftreten geschlossener Eisbedeckungen dar. Dies würde für den Ammersee eine Veränderung des Mixistyps von dimiktisch hin zu warm monomiktisch bedeuten. Einhergehend mit der Erwärmungstendenz ist eine Begünstigung eher eutrapher Phytoplanktonarten sowie eine Erhöhung der Orthophosphatkonzentration in den oberflächlichen 10 m des Wasserkörpers.

Mit den eingesetzten empirischen Methoden und den vorhandenen Daten des Zeitraums 1992-2010 konnten jedoch keine statistisch hinreichenden Zusammenhänge abgeleitet werden, die eine Modellierung kompletter vertikaler Wassertemperaturprofile von der Seeoberfläche bis zum Grund ermöglicht hätten. Für eine Weiterentwicklung des Modells wären hier zwei verschiedene Ansätze möglich: Einerseits scheint eine Miteinbeziehung der Windgeschwindigkeiten als einer der determinierenden Parameter der Zirkulation ins Modell Erfolg versprechend. Für die vorliegende Studie lagen jedoch nicht ausreichend Daten zum Parameter Wind für den Testzeitraum vor. Andererseits könnten über längere Zeiträume vorliegende, räumlich wie zeitlich hoch auflösende Daten der Wassertemperatur weitere Ansatzpunkte für eine Modellierung der Temperaturen tieferer Wasserschichten basierend nur auf der Lufttemperatur liefern. In diese Arbeit konnten nur für den Zeitraum von acht Monaten Daten der Wassertemperatur in stündlicher Auflösung von der automatischen Messstation des Projektes LAGO einfließen. Mittlerweile betreibt jedoch das Bayerische Landesamt für Umwelt (LfU) eine automatische Messstation im Ammersee, deren Daten für eine zukünftige Weiterentwicklung des Modells verwendet werden könnten. Eine erfolgreiche Modellierung des vertikalen Verlaufs der Wassertemperaturen wäre auch Mindestvoraussetzung für die Aufnahme der Sauerstoffsättigung ins Modell. Diese wiederum stellt einen wichtigen Faktor für die Modellierung der Zooplankton- sowie der Fischpopulationen im See dar.

Insgesamt konnte mit dem entwickelten Modell ein Ausschnitt des Ökosystems Ammersee gut abgebildet werden. Um weitere wichtige Ökosystemparameter ins Modell aufnehmen zu können und so ein umfassendes Ökosystemmodell zu erhalten, müsste das beschriebene Modell mit weiteren deduktiven Modellkomponenten gekoppelt werden. Alternativ wäre für eine Weiterentwicklung des empirischen Modells entweder eine breitere Datenbasis oder eine Aufweitung des Methodenspektrums der verwendeten Data-Mining-Methoden notwendig. Dabei erscheint vor allem ein interdisziplinärer Ansatz vielversprechend: So wie in dieser Arbeit gezeigt wurde, dass mit derselben Modelllogik auch betriebswirtschaftliche Prozesse dargestellt werden können, wäre umgekehrt auch eine abstrahierende Auswertung von Data-Mining-basierten Modellierungsansätzen aus anderen wissenschaftlichen Disziplinen und deren Anpassung an geographische Fragestellungen denkbar.

# Quellenverzeichnis

## Veröffentlichte Literatur

ADRIAN, R., DENEKE, R., MISCHKE, U., STELLMACHER, R., LEDERER, P. (1995): A long-term study of the Heiligensee (1975-1992). Evidence for effects of climatic change on the dynamics of eutrophied lake ecosystems. Archiv für Hydrobiologie, H. 133, S. 315-337.

ADRIAN, R., O'REILLY, C.M., ZAGARESE, H., BAINES, S.B., HESSEN, D.O., KELLER, W., LIVINGSTONE, D.M., SOMMARUGA, R., STRAILE, D., VAN DONK, E., WEYHENMEYER, G.A., WINDER, M. (2009): Lakes as sentinels of climate change. Limnology and Oceanography, H. 54, S. 2283-2297.

AMBROSETTI, W., BARBANTI, L. (1999): Deep water warming in lakes: an indicator of climatic change. Journal of Limnology, H. 58, S. 1-9.

AMBROSETTI, W., BARBANTI, L. (2001): Temperature, heat content, mixing and stability in Lake Orta: a pluriannual investigation. Journal of Limnology, H. 60, S. 60-68.

ARHONDITSIS, G.B., BRETT, M.T., DEGASPERI, C.L., SCHINDLER, D.E. (2004): Effects of climatic variability on the thermal properties of Lake Washington. Limnology and Oceanography, H. 49, S. 256-270.

ARP, W., KOPPELMEYER, B. (2004): Die Burgunderblutalge *Planktothrix rubescens* in Schleswig-Holstein - Erste Untersuchungen an drei ausgewählten Seen. In: RÜCKER, J., NIXDORF, B. [Hrsg.]: Gewässerreport (Nr. 8). BTU Cottbus, Fakultät Umweltwissenschaften und Verfahrenstechnik, Eigenverlag, Cottbus, S. 61-80.

ARVOLA, L., GEORGE, D.G., LIVINGSTONE, D.M., JÄRVINEN, M., BLENCKNER, T., DOKULIL, M.T., JENNINGS, E., AONGHUSA, C.N., NÖGES, P., NÖGES, P., WEYHENMEYER, G.A. (2010): The Impact of the Changing Climate on the Thermal Characteristics of Lakes. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: The Impact of Climate Change on European Lakes. Springer, Dordrecht, S. 85-102.

- ATANASOVA, N., TODOROVSKI, L., DŽEROSKI, S., REMEC, Š.R., RECKNAGEL, F., KOMPARE, B. (2006): Automated modelling of a food web in lake Bled using measured data and a library of domain knowledge. *Ecological Modelling*, H. 194, S. 37-48.
- ATANASOVA, N., TODOROVSKI, L., DŽEROSKI, S., KOMPARE, B. (2008): Application of automated model discovery from data and expert knowledge to a real-world domain: Lake Glumsø. *Ecological Modelling*, H. 212, S. 92-98.
- AUSTIN, J.A., COLMAN, S.M. (2007): Lake Superior summer water temperatures are increasing more rapidly than regional air temperatures: A positive ice-albedo feedback. *Geophysical Research Letters*, H. 34, online, DOI: 10.1029/2006GL029021 (5 Seiten).
- BATES, B.C., KUNDZEWICZ, Z.W., WU, S., PALUTIKOF, J.P. [Hrsg.] (2008): Climate Change and Water. Technical Paper of the Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC Secretariat, Genf, 210 Seiten.
- BENDER, M.D., KUBITSCHKE, J.P., VERMEYEN, T.B. (2007): Temperature Modeling of Folsom Lake, Lake Natoma, and the Lower American River. Special Report prepared by the U.S. Department of the Interior, Bureau of Reclamation, Sacramento, California.
- BENISTON, M., STEPHENSON, D.B., CHRISTENSEN, O.B., FERRO, C.A.T., FREI, C., GOYETTE, S., HALSNAES, K., HOLT, T., JYLHÄ, K., KOFFI, B., PALUTIKOF, J., SCHÖLL, R., SEMMLER, T., WOTH, K. (2007): Future extreme events in European climate: an exploration of regional climate model projections. *Climatic Change*, H. 81, S. 71-95.
- BERNHARDT, J., KIRILLIN, G., ENGELHARDT, C., MATSCHULLAT, J. (2009): Past and future lake ice covers of the Berlin-Brandenburg area. Proceedings of the 13th Workshop on Physical Processes in Natural Waters, Palermo, Italien, S. 1-14.
- BLENCKNER, T., ADRIAN, R., LIVINGSTONE, D.M., JENNINGS, E., WEYHENMEYER, G.A., GEORGE, D.G., JANKOWSKI, T., JÄRVINEN, M., AONGHUSA, C.N., NÖGES, T., STRAILE, D., TEUBNER, K. (2007): Large-scale climatic signatures in lakes across Europe: a meta-analysis. *Global Change Biology*, H. 13, S. 1314-1326.
- BOBBIN, J., RECKNAGEL, F. (2001): Knowledge discovery for prediction and explanation of blue-green algal dynamics in lakes by evolutionary algorithms. *Ecological Modelling*, H. 146, S. 253-262.
- BRUNETTI, M., LENTINI, G., MAUGERI, M., NANNI, T., AUER, I., BÖHM, R., SCHÖNER, W. (2009): Climate variability and change in the Greater Alpine Region over the last two centuries based on multi-variable analysis. *International Journal of Climatology*, H. 29, S. 2197-2225.

CAHILL, K.L., GUNN, J.M., FUTTER, M.N. (2005): Modelling ice cover, timing of spring stratification, and end-of-season mixing depth in small Precambrian Shield lakes. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, H. 62, S. 2134-2142.

CATTIAUX, J., VAUTARD, R., CASSOU, C., YIOU, P., MASSON-DELMOTTE, V., CODRON, F. (2010): Winter 2010 in Europe: A cold extreme in a warming climate. *Geophysical Research Letters*, Vol. 37, online, DOI: 10.1029/2010GL044613.

CHEN, Q., MYNETT, A.E. (2003): Integration of data mining techniques and heuristic knowledge in fuzzy logic modelling of eutrophication in Taihu Lake. *Ecological Modelling*, H. 162, S. 55-67.

DEBELJAK, M., DŽEROSKI, S. (2009): Applications of data mining in ecological modelling. In: JØRGENSEN, S.E., CHON, T.-S., RECKNAGEL, F. [Hrsg.]: *Ecological Modelling and Informatics*. WIT Press, Southampton, S. 409-423.

DEMERS, E., KALFF, J. (1993): A simple model for predicting the date of spring stratification in temperate and subtropical lakes. *Limnology and Oceanography*, H. 38, S. 1077-1081.

DIBIKE, Y., PROWSE, T., BONSAI, B., DE RHAM, L., SALORANTA, T. (2011): Simulation of North American lake-ice cover characteristics under contemporary and future climate conditions. *International Journal of Climatology*, online, DOI: 10.1002/joc.2300.

DOKULIL, M.T., JAGSCH, A., GEORGE, D.G., ANNEVILLE, O., JANKOWSKI, T., WAHL, B., LENHART, B., BLENCKNER, T., TEUBNER, K. (2006): Twenty years of spatially coherent deepwater warming in lakes across Europe related to the North Atlantic Oscillation. *Limnology and Oceanography*, H. 51, S. 2787-2793.

DOKULIL, M.T., TEUBNER, K., JAGSCH, A., NICKUS, U., ADRIAN, R., STRAILE, D., JANKOWSKI, T., HERZIG, A., PADISÁK, J. (2010): The Impact of Climate Change on Lakes in Central Europe. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 311-338.

DWD (2002): Extreme precipitation amounts in Central Europe from 1-13 August 2002. Bericht des Deutschen Wetterdienstes.  
[http://www.meteo.uni-koeln.de/content/downloads/rr\\_extreme200208\\_germany.pdf](http://www.meteo.uni-koeln.de/content/downloads/rr_extreme200208_germany.pdf)

DŽEROSKI, S., GRBOVIĆ, J., WALLEY, W.J., KOMPARE, B. (1997): Using machine learning techniques in the construction of models. II. Data analysis with rule induction. *Ecological Modelling*, H. 95, S. 95-111.

EASTERLING, D.R., MEEHL, G.A., PARMESAN, C., CHANGNON, S.A., KARL, T.R., MEARN, L.O. (2000): Climate Extremes: Observations, Modeling, and Impacts. *Science*, H. 289, S. 2068-2074.

- EDINGER, J.E., DUTTWEILER, D.W., GEYER, J.C. (1968): The Response of Water Temperatures to Meteorological Conditions. *Water Resources Research*, H. 4, S. 1137-1143.
- ELMASRI, R., NAVATHE, S. (2009): *Grundlagen von Datenbanksystemen*. Verlag Pearson Studium, München.
- ELO, A.-R., HUTTULA, T., PELTONEN, A., VIRTÄ, J. (1998): The effects of climate change on the temperature conditions of lakes. *Boreal Environment Research*, H. 3, S. 137-150.
- ERNST, B., HOEGER, S.J., O'BRIEN, E., DIETRICH, D.R. (2009): Abundance and toxicity of *Planktothrix rubescens* in the pre-alpine Lake Ammersee, Germany. *Harmful Algae*, H. 8, S. 329-342.
- FANG, X., STEFAN, H.G. (2009): Simulations of climate effects on water temperature, dissolved oxygen, and ice and snow covers in lakes of the contiguous U.S. under past and future climate scenarios. *Limnology and Oceanography*, H. 54, S. 2359-2370.
- FIELD, C.B., BARROS, V., STOCKER, T.F., DAHE, Q., DOKKEN, D.J., EBI, K.L., MASTRANDREA, M.D., MACH, K.J., PLATTNER, G.-K., ALLEN, S.K., TIGNOR, M., MIDGLEY, P.M. [Hrsg.] (2012): *Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation*. Special Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- FINK, A.H., BRÜCHER, T., ERMERT, V., KRÜGER, A., PINTO, J.G. (2009): The European storm Kyrill in January 2007: synoptic evolution, meteorological impacts and some considerations with respect to climate change. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, H. 9, S. 405-423.
- GEORGE, D.G., TALLING, J.F., RIGG, E. (2000): Factors influencing the temporal coherence of five lakes in the English Lake District. *Freshwater Biology*, H. 43, S. 449-461.
- GEORGE, D.G., HEWITT, D., JENNINGS, E., ALLOTT, N., MCGINNITY, P. (2007a): The impact of changes in the weather on the surface temperatures of Windermere (UK) and Lough Feeagh (Ireland). *Proceedings of the Fourth Inter Celtic Colloquium on Hydrology and Management of Water Resources*, Guimarães, Portugal, S. 86-93.
- GEORGE, D.G., HURLEY, M., HEWITT, D. (2007b): The impact of climate change on the physical characteristics of the larger lakes in the English Lake District. *Freshwater Biology*, H. 52, S. 1647-1666.
- GEORGE, D.G. (2010): The Impact of Climate Change on European Lakes. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 1-13.

- GEORGE, D.G., NICKUS, U., DOKULIL, M.T., BLENCKNER, T. (2010a): The Influence of Changes in the Atmospheric Circulation on the Surface Temperature of Lakes. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: The Impact of Climate Change on European Lakes. Springer, Dordrecht, S. 293-310.
- GEORGE, D.G., JENNINGS, E., ALLOTT, N. (2010b): The Impact of Climate Change on Lakes in Britain and Ireland. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: The Impact of Climate Change on European Lakes. Springer, Dordrecht, S. 359-386.
- GERTEN, D., ADRIAN, R. (2002): Effects of Climate Warming, North Atlantic Oscillation, and El Niño-Southern Oscillation on Thermal Conditions and Plankton Dynamics in Northern Hemispheric Lakes. The Scientific World Journal, H. 2, S. 586-606.
- GHANBARI, R.N., BRAVO, H.R., MAGNUSON, J.J. (2009): Coherence between lake ice cover, local climate and teleconnections (Lake Mendota, Wisconsin). Journal of Hydrology, H. 374, S. 282-293.
- GUIRY, M.D., GUIRY, G.M. (2012): AlgaeBase. World-wide electronic publication, National University of Ireland, Galway.  
<http://www.algaebase.org>
- GÜSS, S., ALBRECHT, D., KRAMBECK, H.-J., MÜLLER-NAVARRA, D.C., MUMM, H. (2000): Impact of weather on a lake ecosystem, assessed by cyclo-stationary MCCA of long-term observations. Ecology, H. 81, S. 1720-1735.
- HAMILTON, D.P., SCHLADOW, S.G. (1997): Prediction of water quality in lakes and reservoirs. Part I - Model description. Ecological Modelling, H. 96, S. 91-110.
- HAN, J., KAMBER, M., PEI, J. (2012): Data Mining: concepts and techniques. Elsevier, Waltham.
- HENDERSON-SELLERS, B. (1986): Calculating the Surface Energy Balance for Lake and Reservoir Modeling: A Review. Review of Geophysics, H. 24, S. 625-649.
- HENDRICKS FRANSSEN, H.J., SCHERRER, S.C. (2008): Freezing of lakes on the Swiss Plateau in the period 1901-2006. International Journal of Climatology, H. 28, S. 421-433.
- HODGES, B.R., IMBERGER, J., SAGGIO, A., WINTERS, K.B. (2000): Modelling basin-scale internal waves in a stratified lake. Limnology and Oceanography, H. 45, S. 1603-1620.
- HONDZO, M., STEFAN, H.G. (1992): Propagation of Uncertainty Due to Variable Meteorological Forcing in Lake Temperature Models. Water Resources Research, H. 28, S. 2629-2638.
- HONDZO, M., STEFAN, H.G. (1993): Regional water temperature characteristics of lakes subjected to climate change. Climatic Change, H. 24, S. 187-211.



HUBER, V., ADRIAN, R., GERTEN, D. (2008): Phytoplankton response to climate warming modified by trophic state. *Limnology and Oceanography*, H. 53, S. 1-13.

HUPFER, M. (2001): Inland Waters and Climate Variations. In: LOZÁN, J.L., GRASSL, H., HUPFER, P., STERR, H. [Hrsg.]: *Climate of the 21st Century: Changes and Risks. Wissenschaftliche Auswertungen*, Hamburg. S. 295-300.

IMBODEN, D.M., WÜEST, A. (1995): Mixing Mechanisms in Lakes. In: LERMAN, A., IMBODEN, D.M., GAT, J.R. [Hrsg.]: *Physics and Chemistry of Lakes*. Springer, Berlin, S. 83-138.

IPCC (2007): Zusammenfassung für politische Entscheidungsträger. In: PARRY, M.L., CANZIANI, O.F., PALUTIKOF, J.P., HANSON, C.E., VAN DER LINDEN, P.J. [Hrsg.]: *Klimaänderung 2007: Auswirkungen, Anpassungen, Verwundbarkeiten. Beitrag der Arbeitsgruppe II zum Vierten Sachstandsbericht des Zwischenstaatlichen Ausschusses für Klimaänderung (IPCC)*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.

JACOB, D., GÖTTEL, H., KOTLARSKI, S., LORENZ, P., SIECK, K. (2008): Klimaauswirkungen und Anpassung in Deutschland - Phase 1: Erstellung regionaler Klimaszenarien für Deutschland. Umweltforschungsplan des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit, Forschungsbericht 204 41 138, UBA-FB 000969.

JANKOWSKI, T., LIVINGSTONE, D.M., BÜHRER, H., FORSTER, R., NIEDERHAUSER, P. (2006): Consequences of the 2003 European heat wave for lake temperature profiles, thermal stability, and hypolimnetic oxygen depletion: Implications for a warmer world. *Limnology and Oceanography*, H. 51, S. 815-819.

JENSEN, J.P., PEDERSEN, A.R., JEPPESEN, E., SØNDERGAARD, M. (2006): An empirical model describing the seasonal dynamics of phosphorus in 16 shallow eutrophic lakes after external loading reduction. *Limnology and Oceanography*, H. 51, S. 791-800.

JENSEN, O.P., BENSON, B.J., MAGNUSON, J.J., CARD, V.M., FUTTER, M.N., SORRANO, P.A., STEWART, K.M. (2007): Spatial analysis of ice phenology trends across the Laurentian Great Lakes region during a recent warming period. *Limnology and Oceanography*, H. 52, S. 2013-2026.

JÖHNK, K.D. (2001): 1D hydrodynamische Modelle in der Limnophysik. Turbulenz - Meromixis - Sauerstoff. Habilitationsschrift an der TU Darmstadt.

JOHNSON, S.L., STEFAN, H.G. (2006): Indicators of climate warming in Minnesota: lake ice covers and snowmelt runoff. *Climatic Change*, H. 75, S. 421-453.

JONES, I., SAHLBERG, J., PERSSON, I. (2010): Modelling the Impact of Climate Change on the Thermal Characteristics of Lakes. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 103-120.

JØRGENSEN, S.E. (2010): A review of recent developments in lake modelling. *Ecological Modelling*, H. 221, S. 689-692.

KANNENGIESSER, C., KANNENGIESSER, M. (2007): PHP5/MySQL5. Franzis Verlag, Poing.

KETTLE, H., THOMPSON, R., ANDERSON, N.J., LIVINGSTONE, D.M. (2004): Empirical modeling of summer lake surface temperatures in southwest Greenland. *Limnology and Oceanography*, H. 49, S. 271-282.

KEUP-THIEL, E., HENNEMUTH, B., PFEIFER, S. (2010): Besonderheiten und Merkmale regionaler Klimamodelle im Hinblick auf die weitere Kopplung mit Impaktmodellen. Bericht des Climate Service Centers, Helmholtz-Zentrum Geesthacht.  
[http://www.climate-service-center.de/imperia/md/content/csc/io\\_w-bericht1\\_komplett.pdf](http://www.climate-service-center.de/imperia/md/content/csc/io_w-bericht1_komplett.pdf)

KMEŤ, T., STRAŠKRABA, M. (1989): Global behavior of a generalized aquatic ecosystem model. *Ecological Modelling*, H. 45, S. 95-110.

KOCEV, D., NAUMOSKI, A., MITRESKI, K., KRSTIĆ, S., DŽEROSKI, S. (2010): Learning habitat models for the diatom community in Lake Prespa. *Ecological Modelling*, H. 221, S. 330-337.

KOHLRAUSCH, F. (1996): *Praktische Physik*. Teubner-Verlag, Stuttgart.  
<http://www.ptb.de/cms/publikationen/buecher/der-kohlrausch-praktische-physik/praktische-physik-band-1.html>

KOMATSU, E., FUKUSHIMA, T., HARASAWA, H. (2007): A modeling approach to forecast the effect of long-term climate change on lake water quality. *Ecological Modelling*, H. 209, S. 351-366.

KOMPARE, B., BRATKO, I., STEINMAN, F., DŽEROSKI, S. (1994): Using machine learning techniques in the construction of models. I. Introduction. *Ecological Modelling*, H. 75/76, S. 617-628.

KRASNOPOLSKY, V.M., FOX-RABINOVITZ, M.S. (2006): A new synergetic paradigm in environmental numerical modeling: Hybrid models combining deterministic and machine learning components. *Ecological Modelling*, H. 191, S. 5-18.

LENHART, B. (1987): *Limnologische Studien am Ammersee 1984-1986*. Informationsberichte Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft, Bd. 2/87. München.

LENHART, B. (2000): Langfristige Entwicklung - Eutrophierung und Reoligotrophierung - am Ammersee. In: *Münchner Beiträge zur Abwasser-, Fischerei- und Flußbiologie*, H. 53, S. 97-114.

LEPPÄRANTA, M. (2010): Modelling the Formation and Decay of Lake Ice. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: The Impact of Climate Change on European Lakes. Springer, Dordrecht, S. 63-83.

LEWIS, W.M. (1983): A Revised Classification of Lakes Based on Mixing. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, H. 40, S. 1779-1787.

LEWIS, W.M. (1987): Tropical Limnology. Annual Review of Ecology and Systematics, H. 18, S. 159-184.

LEWIS, W.M. (1996): Tropical Lakes: how latitude makes a difference. In: SCHIEMER, F., BOLAND, K. T. [Hrsg.]: Perspectives in Tropical Limnology. SPB Academic Publishing bv, Amsterdam, S. 43-64.

LFU (2011): Umsetzung der EG-Kommunalabwasserrichtlinie in Bayern. Lagebericht 2010. Bericht des Bayerischen Landesamtes für Umwelt (LfU), Augsburg.

[http://www.bestellen.bayern.de/application/stmug\\_app000009?SID=1920616124&ACTIONxSETVAL\(artdt1.htm,APGxNODENR:3778,AARTxNODENR:200887,USERxARTIKEL:artlist1.htm\)=Z](http://www.bestellen.bayern.de/application/stmug_app000009?SID=1920616124&ACTIONxSETVAL(artdt1.htm,APGxNODENR:3778,AARTxNODENR:200887,USERxARTIKEL:artlist1.htm)=Z)

LFW (2003): Hochwasser Mai 1999. Gewässerkundliche Beschreibung. Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft, München.

LFW-PHYCOLOGY (2012): SEM-Photographs of Bacillariophyceae. Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft.

<http://bsm4.snsb.info/LFW-Phycology/Collections/Icons/SEM-Photographs/DiatomsImage.cfm?ID=10>

LIEDTKE, H., MARCINEK, J. (2002): Physische Geographie Deutschlands. Klett-Perthes, Stuttgart.

LIVINGSTONE, D.M. (1993): Temporal structure in the deep-water temperature of four Swiss lakes: A short-term climatic change indicator? Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie, H. 25, S. 75-81.

LIVINGSTONE, D.M. (1997): An example of the simultaneous occurrence of climate-driven "sawtooth," deep-water warming/cooling episodes in several Swiss lakes. Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie, H. 26/2, S. 822-828.

LIVINGSTONE, D.M., LOTTER, A.F. (1998): The relationship between air and water temperatures in lakes of the Swiss Plateau: a case study with palaeolimnological implications. Journal of Paleolimnology, H. 19, S. 181-198.

- LIVINGSTONE, D.M. (1999): Ice break-up on southern Lake Baikal and its relationship to local and regional air temperatures in Siberia and to the North Atlantic Oscillation. *Limnology and Oceanography*, H. 44, S. 1486-1497.
- LIVINGSTONE, D.M., LOTTER, A.F., WALKER, I.R. (1999): The Decrease in Summer Surface Water Temperature with Altitude in Swiss Alpine Lakes: A Comparison with Air Temperature Lapse Rates. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, H. 31, S. 341-352.
- LIVINGSTONE, D.M., DOKULIL, M.T. (2001): Eighty years of spatially coherent Austrian lake surface temperatures and their relationship to regional air temperature and the North Atlantic Oscillation. *Limnology and Oceanography*, H. 46, S. 1220-1227.
- LIVINGSTONE, D.M. (2003): Impact of secular climate change on the thermal structure of a large temperate Central European lake. *Climatic Change*, H. 57, S. 205-225.
- LIVINGSTONE, D.M., PADISÁK, J. (2007): Large-scale coherence in the response of lake surface-water temperatures to synoptic-scale climate forcing during summer. *Limnology and Oceanography*, H. 52, S. 896-902.
- LIVINGSTONE, D.M. (2008): A Change of Climate Provokes a Change of Paradigm: Taking Leave of Two Tacit Assumptions about Physical Lake Forcing. *International Review of Hydrobiology*, H. 93, S. 404-414.
- LIVINGSTONE, D.M., HARI, R.E. (2008): Coherence in the response of river and lake temperatures in Switzerland to short-term climatic fluctuations in summer. *Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie*, H. 30, S. 449-454.
- LIVINGSTONE, D.M., KERNAN, M. (2009): Regional coherence and geographical variability in the surface water temperatures of Scottish Highland lochs. *Advances in Limnology*, H. 62, S. 367-378.
- LIVINGSTONE, D.M., ADRIAN, R., BLENCKNER, T., GEORGE, D.G., WEYHENMEYER, G.A. (2010a): Lake Ice Phenology. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 51-61.
- LIVINGSTONE, D.M., ADRIAN, R., ARVOLA, L., BLENCKNER, T., DOKULIL, M.T., HARI, R.E., GEORGE, D.G., JANKOWSKI, T., JÄRVINEN, M., JENNINGS, E., NÖGES, T., STRAILE, D., WEYHENMEYER, G.A. (2010b): Regional and Supra-Regional Coherence in Limnological Variables. In: GEORGE, D. G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 311-338.
- LORKE, A., TIETZE, K., HALBWACHS, M., WÜEST, A. (2004): Response of Lake Kivu stratification to lava inflow and climate warming. *Limnology and Oceanography*, H. 49, S. 778-783.

MACKAY, M.D., NEALE, P.J., ARP, C.D., DE SENERPONT DOMIS, L.N., FANG, X., GAL, G., JÖHNK, K.D., KIRILLIN, G., LENTERS, J.D., LITCHMAN, E., MACINTYRE, S., MARSH, P., MELACK, J., MOOLJ, W.M., PEETERS, F., QUESADA, A., SCHLADOW, S.G., SCHMID, M., SPENCE, C., STOKES, S.L. (2009): Modeling lakes and reservoirs in the climate system. *Limnology and Oceanography*, H. 54, S. 2315-2329.

MAGNUSON, J.J., ROBERTSON, D.M., BENSON, B.J., WYNNE, R.H., LIVINGSTONE, D.M., ARAI, T., ASSEL, R.A., BARRY, R.G., CARD, V., KUUSISTO, E., GRANIN, N.G., PROWSE, T.D., STEWART, K.M., VUGLINSKI, V.S. (2000): Historical Trends in Lake and River Ice Cover in the Northern Hemisphere. *Science*, H. 289, S. 1743-1746 (Errata: H. 291, S. 254).

MAGNUSON, J.J., BENSON, B.J., JENSEN, O.P., CLARK, T.B., CARD, V., FUTTER, M.N., SORANNO, P.A., STEWART, K.M. (2005): Persistence of coherence of ice-off dates for inland lakes across the Laurentian Great Lakes region. *Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie*, H. 29, S. 521-527.

MALMAEUS, J.M., BLENCKNER, T., MARKENSTEN, H., PERSSON, I. (2006): Lake phosphorus dynamics and climate warming: A mechanistic model approach. *Ecological Modelling*, H. 190, S. 1-14.

MATUSZEK, J.E., SHUTER, B.J. (1996): An Empirical Method for the Prediction of Daily Water Temperatures in the Littoral Zone of Temperate Lakes. *Transactions of the American Fisheries Society*, H. 125, S. 622-627.

MBL (2012): micro\*scope - a communal web site that promotes information on the biodiversity of microbes. Marine Biological Laboratory.

<http://starcentral.mbl.edu/microscope/portal.php>

MCCOMBIE, A.M. (1959): Some Relations Between Air Temperatures and the Surface Water Temperatures of Lakes. *Limnology and Oceanography*, H. 4, S. 252-258.

MISCHKE, U., RÜCKER, J. (2001): Veränderungen der Zusammensetzung der Algenzönose in Standgewässern des Scharmützelseegebietes. In: KRUMBECK, H., MISCHKE, U. [Hrsg.]: *Gewässerreport (Nr. 6): Entwicklungen der Gewässer im Scharmützelseegebiet und angewandte Probleme des Gewässerschutzes*. BTU Cottbus, Fakultät Umweltwissenschaften und Verfahrenstechnik, Eigenverlag, Cottbus, S. 19-38.

MUDELSEE, M., CHIRILA, D., DEUTSCHLÄNDER, T., DÖRING, C., HAERTER, J., HAGEMANN, S., HOFFMANN, H., JACOB, D., KRAHÉ, P., LOHMANN, G., MOSELEY, C., NILSON, E., PANFEROV, O., RATH, T., TINZ, B. (2010): Climate Model Bias Correction und die Deutsche Anpassungsstrategie. *Mitteilungen DMG, Deutsche Meteorologische Gesellschaft*, H. 3, S. 2-7.

NILSON, E., KRAHE, P., TOMASSINI, L., JACOB, D. (2009): Projektantrag REMO-BFG. Projekttitel: Zweite Realisation des Regionalen Klimamodells REMO als Beitrag zur Schaffung von Entscheidungsgrundlagen für das Wasserstraßenmanagement (kurz: REMO-BFG). Bundesanstalt für Gewässerkunde, Auszug.

NIXDORF, B., HEMM, M., HOFFMANN, A., RICHTER, P. (2004): Dokumentation von Zustand und Entwicklung der wichtigsten Seen Deutschlands. Teil 11: Bayern. Abschlussbericht des Forschungsvorhabens an der Brandenburgischen Technischen Universität Cottbus, Lehrstuhl Gewässerschutz, für den Umweltforschungsplan des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit.

[http://www-docs.tu-cottbus.de/gewaesserschutz/public/projekte/uba\\_2/11\\_bayern.pdf](http://www-docs.tu-cottbus.de/gewaesserschutz/public/projekte/uba_2/11_bayern.pdf)

NÜRNBERG, G.K. (1988): A simple model for predicting the date of fall turnover in thermally stratified lakes. *Limnology and Oceanography*, H. 33, S. 1190-1195.

PATTERSON, J.C., HAMBLIN, P.F., IMBERGER, J. (1984): Classification and dynamic simulation of the vertical density structure of lakes. *Limnology and Oceanography*, H. 29, S. 845-861.

PEETERS, F., LIVINGSTONE, D.M., GOUDSMIT, G.-H., KIPFER, R., FORSTER, R. (2002): Modeling 50 years of historical temperature profiles in a large central European lake. *Limnology and Oceanography*, H. 47, S. 186-197.

PERSSON, I., JONES, I., SAHLBERG, J., DOKULIL, M., HEWITT, D., LEPPÄRANTA, M., BLENCKNER, T. (2005): Modeled thermal response of three European lakes to a probable future climate. *Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie*, H. 29, S. 667-671.

RECKNAGEL, F. (2001): Applications of machine learning to ecological modelling. *Ecological Modelling*, H. 146, S. 303-310.

REMETH, H., SCHILLING, N. (1991): Das Pelagial des Kochelsees als ökologisches Simulationsmodell. In: *Rundgespräche der Kommission für Ökologie*, H. 2, S. 109-117.

REMO-UBA (2008): Hinweise für REMO-Datennutzer.

[http://www.mpimet.mpg.de/fileadmin/staff/pfeifersusanne/REMO\\_UBA/REMO-UBA-Hinweise.pdf](http://www.mpimet.mpg.de/fileadmin/staff/pfeifersusanne/REMO_UBA/REMO-UBA-Hinweise.pdf)

REMPFER, J., LIVINGSTONE, D.M., BLODAU, C., FORSTER, R., NIEDERHAUSER, P., KIPFER, R. (2010): The effect of the exceptionally mild European winter of 2006-2007 on temperature and oxygen profiles in lakes in Switzerland. *Limnology and Oceanography*, H. 55, S. 2170-2180.

REYNOLDS, C.S. (1998): What factors influence the species composition of phytoplankton in lakes of different trophic status? *Hydrobiologia*, H. 369/370, S. 11-26.

- RIPPL, C., BREY, M., VETTER, M., BAUME, O. (2009): Der Ammersee - limnophysische Größen im Kontext klimatischer Veränderungen. *Geoökologie*, H. 3, S. 117-136.
- RIPPL, C. (2011): Thermische Entwicklung des Ammersees als regionale Auswirkung des Globalen Wandels. Dissertationsschrift. Ludwig-Maximilians-Universität München, Fakultät für Geowissenschaften.
- ROBERTSON, D.M., RAGOTZKIE, R.A. (1990): Changes in the thermal structure of moderate to large sized lakes in response to changes in air temperature. *Aquatic Sciences*, H. 52, S. 360-380.
- SALORANTA, T.M., ANDERSEN, T. (2007): MyLake - A multi-year lake simulation model code suitable for uncertainty and sensitivity analysis simulations. *Ecological Modelling*, H. 207, S. 45-60.
- SAMUELSON, P. (2010): Using Regional Climate Models to Quantify the Impact of Climate Change on Lakes. In: GEORGE, D.G. [Hrsg.]: *The Impact of Climate Change on European Lakes*. Springer, Dordrecht, S. 15-32.
- SCHÄR, C., VIDALE, P.L., LÜTHL, D., FREI, C., HÄBERLI, C., LINIGER, M.A., APPENZELLER, C. (2004): The role of increasing temperature variability in European summer heatwaves. *Nature*, H. 427, S. 332-336.
- SCHAUMBURG, J., COLLING, M., SCHLÖSSER, I., KÖPF, B., FISCHER, F. (2005): Ökologische Typisierung von Phytoplankton. Informationsberichte des Bayerischen Landesamtes für Wasserwirtschaft, H. 3/05. 64 Seiten + MS-ACCESS DB, München.
- SCHEFFER, M., CARPENTER, S.R., FOLEY, J.A., FOLKE, C., WALKER, B. (2001): Catastrophic shifts in ecosystems. *Nature*, H. 413, S. 591-596.
- SCHEFFER, M., BASCOMPTE, J., BROCK, W.A., BROVKIN, V., CARPENTER, S.R., DAKOS, V., HELD, H., VAN NES, E.H., RIETKERK, M., SUGIHARA, G. (2009): Early-warning signals for critical transitions. *Nature*, H. 461, S. 53-39.
- SCHINDLER, D.W., BAYLEY, S.E., PARKER, B.R., BEATY, K.G., CRUIKSHANK, D.R., FEE, E.J., SCHINDLER, E.U., STANTON, M.P. (1996): The effects of climatic warming on the properties of boreal lakes and streams at the Experimental Lakes Area, northwestern Ontario. *Limnology and Oceanography*, H. 41, S. 1004-1017.
- SCHLADOW, S.G., HAMILTON, D.P. (1997): Prediction of water quality in lakes and reservoirs. Part II - Model calibration, sensitivity analysis and application. *Ecological Modelling*, H. 96, S. 111-123.
- SCHÖNBORN, W. (2003): *Lehrbuch der Limnologie*. E. Schweizerbart'sche Verlagsbuchhandlung, Stuttgart.

- SCHWOERBEL, J., BRENDENBERGER, H. (2005): Einführung in die Limnologie. Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg.
- SHARMA, S., WALKER, S.C., JACKSON, D.A. (2008): Empirical modelling of lake water-temperature relationships: a comparison of approaches. *Freshwater Biology*, H. 53, S. 897-911.
- SHUTER, B.J., SCHLESINGER, D.A., ZIMMERMAN, A.P. (1983): Empirical Predictors of Annual Surface Water Temperature Cycles in North American Lakes. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, H. 40, S. 1838-1845.
- SOMMER, U. (1994): Planktologie. Springer Verlag, Berlin.
- ŠPORKA, F., LIVINGSTONE, D.M., STUČHLÍK, E., TUREK, J., GALAS, J. (2006): Water Temperatures and ice cover in lakes of the Tatra Mountains. *Biologia*, H. 61, Suppl. 18, S. S77-S90.
- STEFAN, H.G., FANG, X., HONDZO, M. (1998): Simulated change effects on year-round temperatures in temperate zone lakes. *Climatic Change*, H. 40, S. 547-576.
- STEINBERG, C., LENHART, B. (1991): Zur Trophieentwicklung des Ammersees mit besonderer Berücksichtigung der Trophieanzeige durch Cyanobakterien. In: *Rundgespräche der Kommission für Ökologie*, H. 2, S. 89-105.
- STRAILE, D., JÖHNK, K., ROSSKNECHT, H. (2003): Complex effects of winter warming on the physiochemical characteristics of a deep lake. *Limnology and Oceanography*, H. 48, S. 1432-1438.
- STRAILE, D., KERIMOGLU, O., PEETERS, F., JOCHIMSEN, M.C., KÜMMERLIN, R., RINKE, K., ROTHHAUPT, K.-O. (2010): Effects of half a millennium winter on a deep lake - a shape of things to come? *Global Change Biology*, H. 16, S. 2844-2856.
- TERINK, W., HURKMANS, R.T.W.L., TORFS, P.J.J.F., UIJLENHOET, R. (2010): Evaluation of a bias correction method applied to downscaled precipitation and temperature reanalysis data for the Rhine basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, H. 14, S. 687-703.
- TODOROVSKI, L., DŽEROSKI, S. (2006): Integrating knowledge-driven and data-driven approaches to modeling. *Ecological Modelling*, H. 194, S. 3-13.
- VAVRUS, S.J., WYNNE, R.H., FOLEY, J.A. (1996): Measuring the sensitivity of southern Wisconsin lake ice to climate variations and lake depth using a numerical model. *Limnology and Oceanography*, H. 41, S. 822-831.
- VETTER, M. (2005): Landschaftsökologische Analysen im Königsseeinzugsgebiet. *Münchener Geographische Abhandlungen*, Bd. A 55.



- VETTER, M., SOUSA, A. (2012): Past and current trophic development in Lake Ammersee - Alterations in a normal range or possible signals of climate change? *Fundamental and Applied Limnology*, H. 180/1, S. 41-57.
- WEBB, M.S. (1974): Surface Temperatures of Lake Erie. *Water Resources Research*, H. 10, S. 199-210.
- WEINBERGER, S., VETTER, M. (2012): Using the hydrodynamic model DYRESM based on results of a regional climate model to estimate water temperature changes at Lake Ammersee. *Ecological Modelling*, H. 244, S. 38-48.
- WEYHENMEYER, G.A., MEILI, M., LIVINGSTONE, D.M. (2004): Nonlinear temperature response of lake ice breakup. *Geophysical Research Letters*, Vol. 31, online, DOI: 10.1029/2004GL01953 (4 Seiten).
- WEYHENMEYER, G.A., MEILI, M., LIVINGSTONE, D.M. (2005): Systematic differences in the trend towards earlier ice-out on Swedish lakes along a latitudinal temperature gradient. *Verhandlungen der Internationalen Vereinigung für Theoretische und Angewandte Limnologie*, H. 29, S. 257-260.
- WILHELM, S., HINTZE, T., LIVINGSTONE, D.M., ADRIAN, R. (2006): Long-term response of daily epilimnetic temperature extrema to climate forcing. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, H. 63., S. 2467-2477.
- WILLIAMS, S.G., STEFAN, H.G. (2006): Modeling of Lake Ice Characteristics in North America Using Climate, Geography, and Lake Bathymetry. *Journal of Cold Regions Engineering*, H. 20, S. 140-167.
- WINDER, M., SCHINDLER, D.E. (2004): Climate change uncouples trophic interactions in an aquatic ecosystem. *Ecology*, H. 85, S. 2100-2106.
- WÜEST, A., LORKE, A. (2003): Small-Scale Hydrodynamics in Lakes. *Annual Review of Fluid Mechanics*, H. 35, S. 373-412.
- YOSHIMIZU, C., YOSHIYAMA, K., TAYASU, I., KOITABASHI, T., NAGATA, T. (2010): Vulnerability of a large monomictic lake (Lake Biwa) to warm winter event. *Limnology*, H. 11, S. 233-239.

## Unveröffentlichte Literatur

BREY, M. (unveröffentlicht): Entwicklung einer Datenbank zur Verwaltung geographischer Messdaten sowie einer Software zur GSM-Übertragung, Auswertung und Darstellung der Daten im WWW. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2008.

BUECHE, T. (unveröffentlicht): Der Einfluss meteorologischer Faktoren auf die Eisbildung am Ammersee. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2009.

DORJPUREV, T. (unveröffentlicht): LAGObase2: Projektbezogene Erweiterung einer geographischen Datenbank sowie Entwicklung eines Web-Interface zur standardisierten Aufbereitung und Ausleitung von Daten. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2010.

LINK, K. (unveröffentlicht): Die raumzeitliche Dynamik der Parameter Temperatur, Sauerstoff und elektrische Leitfähigkeit im Ammersee. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2010.

RINGLSTETTER, V. (unveröffentlicht): Trophieentwicklung des Ammersees im Zeitalter des Klimawandels. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2009.

RIPPL, C. (unveröffentlicht): Entwurf, Bau und elektronisches Management einer vollautomatisierten Limnologischen Messstation im Ammersee. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2007.

RITTGER, A. (unveröffentlicht): Validierung und Weiterentwicklung eines See-Ökosystem-Modells am Beispiel des Ammersees. Unveröffentlichte Diplomarbeit am Department für Geographie der LMU München, 2011.

VETTER, M. (unveröffentlicht): Methoden und Ergebnisse zur Erforschung limnologischer Folgen des Klimawandels. Unveröffentlichte Habilitationsschrift am Department für Geographie der LMU München, 2010.

# Anhang 1: PHP-Quellcode des Wassertemperatur-Modells

```
<?php
print "<html><body>";

#Verbindung zur SQL-Datenbank herstellen
$connect=mysql_connect("localhost","root","") or die("keine Verbindung möglich");
$selectdb=mysql_select_db("dbname")
or die ('<div class="error">Database error: ' . mysql_error(). '</div>');

//Modellierungszeitraum bestimmen, Tage durchnummeriert ab 1.1.1970
$arr_minkey=8237;
$arr_maxkey=14883;

//Optimierte Parameterwerte im finalen Modell für den Ammersee
$lowfact=0.12;
$factor=0.02;
$factor_up=0.009;
$factor_down=0.026;
$minfact=0.17;
$maxfact=0.27;
$diff=3.3;
$diffminus=4.1;
$diffmax=6;
$maxadd=0.21;
$bound_winter=5.1;
$bound_summer=17.0;

//Initialprofil aus Datenbank holen und in Array-Variable speichern
$temp=array();

$abfrage="SELECT messwert FROM messung,time WHERE time.tag=messung.tag AND
        time.monat=messung.monat AND time.jahr=messung.jahr AND
        parameter='wassertemp_vor_ort' AND standort='ammersee_tiefst' AND
        time.nr=$arr_minkey";
$erg=mysql_query($abfrage);
while(list($mess)=mysql_fetch_row($erg))
{
    $temp[0][$arr_minkey]=$mess;
}

//Wassertemperatur-Messzeitreihe als Vergleichsdaten holen
$abfrage="SELECT AVG(messwert),nr FROM messung,time WHERE time.tag=messung.tag AND
        time.monat=messung.monat AND time.jahr=messung.jahr AND
        parameter='wassertemp_vor_ort' AND standort='ammersee_tiefst' and tiefe=0 AND
        nr>=$arr_minkey AND nr<=$arr_maxkey GROUP BY nr ORDER BY nr";
$erg=mysql_query($abfrage);
```

```

while(list($mess,$no)=mysql_fetch_row($erg))
{
    $tempp[mess][$no]=$mess;
}

//Lufttemperaturdaten holen
$lufttemp=array();
$lufttempmax=array();
$lufttempmin=array();

$abfrage="SELECT AVG(messwert),MAX(messwert),MIN(messwert),nr FROM messung,time
WHERE time.tag=messung.tag AND time.monat=messung.monat AND
time.jahr=messung.jahr AND parameter='lufttemp' AND standort='Raisting' AND
nr>=$arr_minkey AND nr<=$arr_maxkey GROUP BY nr ORDER BY nr";
$erg=mysql_query($abfrage);
while(list($tempe,$max,$min,$no)=mysql_fetch_row($erg))
{
    $lufttemp[$no]=$tempe;
    $lufttempmax[$no]=$max;
    $lufttempmin[$no]=$min;
}

//Zwischenwerte linear interpolieren
$lufttemp=zwischenwerte($lufttemp);

//Simulation für Oberflächentemperatur mit initialen Parametern errechnen
$tempp[0]=wassertempprognose($tempp[0][$arr_minkey], $arr_minkey, $arr_maxkey,
    $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down,
    $minfact, $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);

//Simulation für diesen See optimieren
$opttest=optimieren($tempp[mess], $tempp[0], $arr_minkey, $arr_maxkey, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);

//Optimierungsversuch minfact/maxfact/maxadd
$opttest=opt_neu_monat($tempp[mess], $tempp[0], $arr_minkey, $arr_maxkey,
    $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down,
    $minfact, $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);

//Optimierungsversuch lowfact/factor_up/factor_down
$opttest=opt_updown($tempp[mess], $tempp[0], $arr_minkey, $arr_maxkey, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);

$maxadd=$opttest[maxadd];
$factor_up=$opttest[factor_up];
$factor_down=$opttest[factor_down];
$lowfact=$opttest[lowfact];
$minfact=$opttest[minfact];
$maxfact=$opttest[maxfact];
$bound_winter=$opttest[bound_winter];

print "<h3>Optimierte Werte:</h3>
lowfact: $lowfact<br>
factor_up: $factor_up<br>
factor_down: $factor_down<br>
minfact: $minfact<br>
maxfact: $maxfact<br>
diff: $diff<br>
diffminus: $diffminus<br>

```

```

diffmax: $diffmax<br>
maxadd: $maxadd<br>
bound_winter: $bound_winter<br>";

//Simulation für Oberflächentemperatur mit optimierten Parametern errechnen
$tempp[0]=wassertempprognose($tempp[0][$arr_minkey], $arr_minkey, $arr_maxkey,
    $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down,
    $minfact, $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);

//Abweichung der Simulationswerte von den Messwerten bestimmen
$abstaende=abstaende($tempp[mess],$tempp[0]);

$abstandmax=$abstaende[max];
$abstandmin=$abstaende[min];
$abstanddurchschnitt=$abstaende[avg];
$abstaende_minus=$abstaende[minus];

print "<br><br>Abstand-Max: $abstandmax<br>
Abstand-Min: $abstandmin
<br>Abstand-Durchschnitt: $abstanddurchschnitt
<br>Abstand-Minus: $abstaende_minus<br>";

//Ausgabe der Simulationsdaten als Tabelle, zur Weiterverwendung in Excel
print "<table border=1 cellspacing=0 cellpadding=0><tr><td>Tag</td><td>0m
    errechnet</td><td>0m gemessen</td></tr>";

for($z=$arr_minkey; $z<=$arr_maxkey; $z++)
{
    $wert=round($tempp[0][$z],2);
    if($tempp[mess][$z]>0)
    {
        $mess=round($tempp[mess][$z],2);
    }
    else
    {
        $mess="";
    }
    print "<tr><td>$z</td><td>$wert</td><td>$mess</td></tr>";
}
print "</table>";

print "</body></html>";
//Ende der HTML-Ausgabe

function standardabweichung($arr,$min,$max)
{
    $x1_=0;
    $anzahl=0;

    for($xx=$min;$xx<=$max;$xx++)
    {
        $x1_=$x1_+$arr[$xx];
        $anzahl++;
    }
    $x1_=$x1_/$anzahl;

    $nenner1=0;

    for($xx=$min;$xx<=$max;$xx++)
    {

```

```

        $nenner1=$nenner1+(( $arr[$xx]-$x1_)*($arr[$xx]-$x1_));
    }
    $nenner1=$nenner1/$anzahl;
    $nenner1=sqrt($nenner1);
    return $nenner1;
}

function korrelation($arr1,$arr2,$min,$max)
{
    $x1_=0;
    $y1_=0;

    for($xx=$min;$xx<=$max;$xx++)
    {
        $x1_=$x1_+$arr1[$xx];
        $y1_=$y1_+$arr2[$xx];
    }

    $x1_=$x1_/($max-$min+1);
    $y1_=$y1_/($max-$min+1);

    $zaehler=0;
    $nenner1=0;
    $nenner2=0;

    for($xx=$min;$xx<=$max;$xx++)
    {
        $zaehler=$zaehler+(( $arr1[$xx]-$x1_)*($arr2[$xx]-$y1_));
        $nenner1=$nenner1+(( $arr1[$xx]-$x1_)*($arr1[$xx]-$x1_));
        $nenner2=$nenner2+(( $arr2[$xx]-$y1_)*($arr2[$xx]-$y1_));
    }

    $zaehler=$zaehler/($max-$min+1);
    $nenner1=$nenner1/($max-$min+1);
    $nenner2=$nenner2/($max-$min+1);

    $nenner=sqrt($nenner1)*sqrt($nenner2);

    $korr_koeff=number_format($zaehler/$nenner,2);

    return $korr_koeff;
}

function zwischenwerte($arr)
{
    $minkey=min(array_keys($arr));
    $maxkey=max(array_keys($arr));
    $ersetzt=0;

    for($r=$minkey;$r<=$maxkey;$r++)
    {
        if(!array_key_exists($r,$arr))
        {
            $fehlende=1;
            $search_next=True;

            while($search_next)
            {
                if(array_key_exists($r+$fehlende,$arr))
                {

```

```

        for($k=0;$k < $fehlende;$k++)
        {
            $arr[$r+$k]=$arr[$r-1]+(($k+$fehlende) /
                ($fehlende+1)) *
                ($arr[$r+$fehlende]-$arr[$r-1]);
            $ersetzt++;
        }
        $search_next=False;
    }
    else
    {
        $fehlende++;
    }
}

}
}

return $arr;

}

function opt_neu_monat($messzeitreihe, $tempp, $arr_min, $arr_max, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter)
{
    $optwerte=array();

    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    $maxfact_neu=$maxfact;
    $minfact_neu=$minfact;
    $maxadd_neu=$maxadd;

    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);

    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    for($try=1;$try<=20;$try++)
    {
        $maxfact_try=0.1+$try/100;

        for($tryagain=1;$tryagain<=20;$tryagain++)
        {
            $minfact_try=0.1+$tryagain/100;

            for($trythree=1;$trythree<=20;$trythree++)
            {
                $maxadd_try=0.2+$trythree/100;

```

```

        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min],
            $arr_min, $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax,
            $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down,
            $minfact_try, $maxfact_try, $diff, $diffminus,
            $diffmax, $maxadd_try, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst)
        {
            $maxfact_neu=$maxfact_try;
            $minfact_neu=$minfact_try;
            $maxadd_neu=$maxadd_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }

}

if($minfact_neu == $minfact && $maxfact_neu == $maxfact && $maxadd_neu == $maxadd)
{
    print "Keine Verbesserung bei der Optimierung maxfact/minfact/maxadd.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei maxfact=$maxfact_neu und minfact=$minfact_neu und
        maxadd=$maxadd_neu<br>";
        $maxfact=$maxfact_neu;
        $minfact=$minfact_neu;
        $maxadd=$maxadd_neu;
        $optwerte[maxfact]=$maxfact;
        $optwerte[minfact]=$minfact;
        $optwerte[maxadd]=$maxadd;
}

}

function opt_updown($messzeitreihe, $tempp, $arr_min, $arr_max, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter)
{
    $optwerte=array();

    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    $lowfact_neu=$lowfact;
    $factor_up_neu=$factor_up;
    $factor_down_neu=$factor_down;

    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);

    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

```



```

for($try=1;$try<=20;$try++)
{
    $lowfact_try=0.05+$try/100;

    for($tryagain=1;$tryagain<=20;$tryagain++)
    {
        $factor_up_try=$tryagain/1000;

        for($trythree=1;$trythree<=20;$trythree++)
        {
            $factor_down_try=$trythree/500;

            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min],
                $arr_min, $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax,
                $lufttempmin, $lowfact_try, $factor_up_try,
                $factor_down_try, $minfact, $maxfact, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst)
            {
                $lowfact_neu=$lowfact_try;
                $factor_up_neu=$factor_up_try;
                $factor_down_neu=$factor_down_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }
}

if($lowfact_neu == $lowfact && $factor_up_neu == $factor_up && $factor_down_neu ==
    $factor_down)
{
    print "Keine Verbesserung bei der Optimierung von lowfact, factor_up und
        factor_down.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei lowfact=$lowfact_neu und factor_up=$factor_up_neu und
        factor_down=$factor_down_neu<br>";
    $lowfact=$lowfact_neu;
    $factor_up=$factor_up_neu;
    $factor_down=$factor_down_neu;
    $optwerte[lowfact]=$lowfact;
    $optwerte[factor_up]=$factor_up;
    $optwerte[factor_down]=$factor_down;
}
}

function optimieren($messzeitreihe, $tempp, $arr_min, $arr_max, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter)
{
    $optwerte=array();

    $bound_winter_neu=$bound_winter;
    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];

```

```

$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $bound_winter_try=$bound_winter-$try/10;
    if($bound_winter_try > 0)
    {
$tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min, $arr_max,
    $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down,
    $minfact, $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter_try);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $bound_winter_neu=$bound_winter_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

if($bound_winter_neu == $bound_winter)
{
    print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von bound_winter.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei bound_winter=$bound_winter_neu<br>";
    $bound_winter=$bound_winter_neu;
    $optwerte[bound_winter]=$bound_winter;
}

$bound_winter_neu=$bound_winter;

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $bound_winter_try=$bound_winter+$try/10;
    if($bound_winter_try > 0)
    {
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter_try);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $bound_winter_neu=$bound_winter_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

```

```

if($bound_winter_neu == $bound_winter)
{
    print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von bound_winter.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei bound_winter=$bound_winter_neu<br>";
    $bound_winter=$bound_winter_neu;
    $optwerte[$bound_winter]=$bound_winter;
}

$factor_up_neu=$factor_up;
$abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
$avg_abst=$abstaende[avg];
$max_abst=$abstaende[max];
$min_abst=$abstaende[min];
$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $factor_up_try=$factor_up-$try/1000;
    if($factor_up_try > 0)
    {
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up_try, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $factor_up_neu=$factor_up_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

if($factor_up_neu == $factor_up)
{
    print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von factor_up.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei factor_up=$factor_up_neu<br>";
    $factor_up=$factor_up_neu;
    $optwerte[$factor_up]=$factor_up;
}

$factor_up_neu=$factor_up;

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $factor_up_try=$factor_up+$try/1000;
    if($factor_up_try > 0)
    {

```

```

        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up_try, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $factor_up_neu=$factor_up_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }

    if($factor_up_neu == $factor_up)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von factor_up.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei factor_up=$factor_up_neu<br>";
        $factor_up=$factor_up_neu;
        $optwerte[factor_up]=$factor_up;
    }

    $factor_down_neu=$factor_down;
    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $factor_down_try=$factor_down-$try/1000;
        if($factor_down_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
                $factor_up, $factor_down_try, $minfact, $maxfact, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            $avga=$abstaende_try[avg];
            $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
                $abst_minus)
            {
                $factor_down_neu=$factor_down_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }
}

```

```

if($factor_down_neu == $factor_down)
{
    print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von factor_down.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei factor_down=$factor_down_neu<br>";
    $factor_down=$factor_down_neu;
    $optwerte[factor_down]=$factor_down;
}

$factor_down_neu=$factor_down;

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $factor_down_try=$factor_down+$try/1000;
    if($factor_down_try > 0)
    {
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up, $factor_down_try, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $factor_down_neu=$factor_down_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

if($factor_down_neu == $factor_down)
{
    print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von factor_down.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei factor_down=$factor_down_neu<br>";
    $factor_down=$factor_down_neu;
    $optwerte[factor_down]=$factor_down;
}

$lowfactneu=$lowfact;
$abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
$avg_abst=$abstaende[avg];
$max_abst=$abstaende[max];
$min_abst=$abstaende[min];
$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $lowfact_try=$lowfact-$try/100;
    if($lowfact_try > 0)
    {

```

```

        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact_try,
            $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $lowfactneu=$lowfact_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }

    if($lowfactneu == $lowfact)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von lowfact.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei lowfact=$lowfactneu<br>";
        $lowfact=$lowfactneu;
        $optwerte[lowfact]=$lowfact;
    }

    $lowfactneu=$lowfact;

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $lowfact_try=$lowfact+$try/100;
        if($lowfact_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact_try,
                $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            $avga=$abstaende_try[avg];
            $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
                $abst_minus)
            {
                $lowfactneu=$lowfact_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }

    if($lowfactneu == $lowfact)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von lowfact.<br>";
    }
    else

```

```

{
    print "Verbesserung bei lowfact=$lowfactneu<br>";
    $lowfact=$lowfactneu;
    $optwerte[lowfact]=$lowfact;
}

$minfactneu=$minfact;
$abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
$avg_abst=$abstaende[avg];
$max_abst=$abstaende[max];
$min_abst=$abstaende[min];
$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $minfact_try=$minfact-$try/100;
    if($minfact_try > 0)
    {
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up, $factor_down, $minfact_try, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $minfactneu=$minfact_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

if($minfactneu == $minfact)
{
    print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von minfact.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei minfact=$minfactneu<br>";
    $minfact=$minfactneu;
    $optwerte[minfact]=$minfact;
}

$minfactneu=$minfact;

for($try=1;$try<=100;$try++)
{
    $minfact_try=$minfact+$try/100;
    if($minfact_try > 0)
    {
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up, $factor_down, $minfact_try, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        $avga=$abstaende_try[avg];
        $trya=$messzeitreihe[$arr_min];
    }
}

```

```

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $minfactneu=$minfact_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }

    if($minfactneu == $minfact)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von minfact.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei minfact=$minfactneu<br>";
        $minfact=$minfactneu;
        $optwerte[minfact]=$minfact;
    }

    $maxfactneu=$maxfact;
    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $maxnfact_try=$maxfact-$try/100;
        if($maxfact_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
                $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact_try, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            $avga=$abstaende_try[avg];
            $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
                $abst_minus)
            {
                $maxfactneu=$maxfact_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }

    if($maxfactneu == $maxfact)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von maxfact.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei maxfact=$maxfactneu<br>";
    }

```



```

        $maxfact=$maxfactneu;
        $optwerte[maxfact]=$maxfact;
    }

    $maxfactneu=$maxfact;

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $maxfact_try=$maxfact+$try/100;
        if($maxfact_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
                $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact_try, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            $avga=$abstaende_try[avg];
            $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
                $abst_minus)
            {
                $maxfactneu=$maxfact_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }

    if($maxfactneu == $maxfact)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von maxfact.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei maxfact=$maxfactneu<br>";
        $maxfact=$maxfactneu;
        $optwerte[maxfact]=$maxfact;
    }

    $maxaddneu=$maxadd;
    $abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);
    $avg_abst=$abstaende[avg];
    $max_abst=$abstaende[max];
    $min_abst=$abstaende[min];
    $abst_minus=$abstaende[minus];

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $maxadd_try=$maxadd-$try/100;
        if($maxadd_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
                $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd_try, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
            $avga=$abstaende_try[avg];
            $trya=$messzeitreihe[$arr_min];

```

```

        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $maxaddneu=$maxadd_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }

    if($maxaddneu == $maxadd)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der -Optimierung von maxadd.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei maxadd=$maxaddneu<br>";
        $maxadd=$maxaddneu;
        $optwerte[maxadd]=$maxadd;
    }

    $maxaddneu=$maxadd;

    for($try=1;$try<=100;$try++)
    {
        $maxadd_try=$maxadd+$try/100;
        if($maxadd_try > 0)
        {
            $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
                $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
                $factor_up, $factor_down, $minfact, $maxfact, $diff,
                $diffminus, $diffmax, $maxadd_try, $bound_winter);
            $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);

            if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
                $abst_minus)
            {
                $maxaddneu=$maxadd_try;
                $avg_abst=$abstaende_try[avg];
                $min_abst=$abstaende_try[min];
                $max_abst=$abstaende_try[max];
                $abst_minus=$abstaende_try[minus];
            }
        }
    }

    if($maxaddneu == $maxadd)
    {
        print "Keine Verbesserung bei der +Optimierung von maxadd.<br>";
    }
    else
    {
        print "Verbesserung bei maxadd=$maxaddneu<br>";
        $maxadd=$maxaddneu;
        $optwerte[maxadd]=$maxadd;
    }

    //Gleichzeitige Optimierung von factor_up und factor_down

    $factor_up_neu=$factor_up;
    $factor_down_neu=$factor_down;

```

```

$abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);

$avg_abst=$abstaende[avg];
$max_abst=$abstaende[max];
$min_abst=$abstaende[min];
$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=80;$try++)
{
    $factor_up_try=$try/500;

    for($tryagain=1;$tryagain<=80;$tryagain++)
    {
        $factor_down_try=$tryagain/500;
        $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
            $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
            $factor_up_try, $factor_down_try, $minfact, $maxfact, $diff,
            $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
        $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
        if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
            $abst_minus)
        {
            $factor_up_neu=$factor_up_try;
            $factor_down_neu=$factor_down_try;
            $avg_abst=$abstaende_try[avg];
            $min_abst=$abstaende_try[min];
            $max_abst=$abstaende_try[max];
            $abst_minus=$abstaende_try[minus];
        }
    }
}

if($factor_up_neu == $factor_up && $factor_down_neu == $factor_down)
{
    print "Keine Verbesserung bei der Optimierung von factor_up und
        factor_down.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei factor_up=$factor_up_neu und
        factor_down=$factor_down_neu<br>";
    $factor_up=$factor_up_neu;
    $factor_down=$factor_down_neu;
    $optwerte[factor_up]=$factor_up;
    $optwerte[factor_down]=$factor_down;
}

//Gleichzeitige Optimierung von minfact und maxfact

$maxfact_neu=$maxfact;
$minfact_neu=$minfact;

$abstaende=abstaende($messzeitreihe,$tempp);

$avg_abst=$abstaende[avg];
$max_abst=$abstaende[max];
$min_abst=$abstaende[min];
$abst_minus=$abstaende[minus];

for($try=1;$try<=80;$try++)
{

```

```

$maxfact_try=$try/100;

for($tryagain=1;$tryagain<=80;$tryagain++)
{
    $minfact_try=$tryagain/100;
    $tempp_try=wassertempprognose($messzeitreihe[$arr_min], $arr_min,
        $arr_max, $lufttemp, $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact,
        $factor_up, $factor_down, $minfact_try, $maxfact_try, $diff,
        $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter);
    $abstaende_try=abstaende($messzeitreihe,$tempp_try);
    if($abstaende_try[avg]<$avg_abst && $abstaende_try[minus] <
        $abst_minus)
    {
        $maxfact_neu=$maxfact_try;
        $minfact_neu=$minfact_try;
        $avg_abst=$abstaende_try[avg];
        $min_abst=$abstaende_try[min];
        $max_abst=$abstaende_try[max];
        $abst_minus=$abstaende_try[minus];
    }
}

}

if($minfact_neu == $minfact && $maxfact_neu == $maxfact)
{
    print "Keine Verbesserung bei der Optimierung von maxfact und
        minfact.<br>";
}
else
{
    print "Verbesserung bei maxfact=$maxfact_neu und minfact=$minfact_neu<br>";
    $maxfact=$maxfact_neu;
    $minfact=$minfact_neu;
    $optwerte[maxfact]=$maxfact;
    $optwerte[minfact]=$minfact;
}

return $optwerte;
}

function wassertempprognose($initialwert, $arr_min, $arr_max, $lufttemp,
    $lufttempmax, $lufttempmin, $lowfact, $factor_up, $factor_down, $minfact,
    $maxfact, $diff, $diffminus, $diffmax, $maxadd, $bound_winter)
{
    $tempp=array();
    $tempp[$arr_min]=$initialwert;
    $bound_summer=17.0;

    for($d=$arr_min+1;$d<=$arr_max;$d++)
    {
        $verringderung = 1;
        $verringderung_winter=1;

        if($tempp[$d-1] < $bound_winter)
        {
            $verringderung = $lowfact;
            $verringderung_winter=$lowfact*3;
        }
        else
        {

```

```

        $verringierung = 1;
    }

    $minfact_calc=$minfact;

    if($temp[$d-1] > $bound_summer)
    {
        $minfact_calc=$minfact/2;
    }

    if(($lufttemp[$d]-$temp[$d-1]) > 0)
    {
        $factor=$factor_up;
    }
    else
    {
        $factor=$factor_down;
    }

    if($temp[$d-1]-$lufttempmin[$d] > $diffminus)
    {
        if($lufttempmax[$d]-$temp[$d-1] > $diff)
        {
            $temp[$d] = $temp[$d-1] +
                $verringierung*($factor*($lufttemp[$d]-$temp[$d-1]));
        }
        else
        {
            $temp[$d] = $temp[$d-1] +
                $verringierung*($factor*($lufttemp[$d]-$temp[$d-1]) -
                    $minfact_calc);
        }
    }
    else
    {
        if($lufttempmax[$d]-$temp[$d-1] > $diff)
        {
            $temp[$d] = $temp[$d-1] +
                $verringierung*($factor*($lufttemp[$d]-$temp[$d-1]) +
                    $maxfact);
        }
        else
        {
            $temp[$d] = $temp[$d-1] +
                $verringierung*($factor*($lufttemp[$d]-$temp[$d-1]));
        }
    }

    if($lufttempmax[$d]-$temp[$d-1] > $diffmax)
    {
        $temp[$d]+=($maxadd*$verringierung_winter);
    }
}

return $temp;
}

function abstaende($arr1,$arr2)
{
    $abstaende=array();
    $zaehle=0;

```

```

$abstandmax=-999;
$abstandmin=999;
$abstandsumme=0.0;
$abstandsumme_minus=0.0;
$winter=0.0;

foreach($arr1 as $day => $wt)
{

    $abs=$wt-$arr2[$day];

    if($abs > $abstandmax)
    {
        $abstandmax=$abs;
    }

    if($abs < $abstandmin)
    {
        $abstandmin=$abs;
    }

    if($wt < 5)
    {
        $abstandsumme+=3*$abs*$abs;
    }
    else
    {
        $abstandsumme+=$abs*$abs;
    }

    if($wt < 5)
    {
        $abstandsumme_minus+=3*$abs;
    }
    else
    {
        $abstandsumme_minus+=$abs;
    }

    $zaehle++;
}

$abstanddurchschnitt=$abstandsumme/$zaehle;
$abstaende_minus=abs($abstandsumme_minus)/$zaehle;
$abstaende[max]=$abstandmax;
$abstaende[min]=$abstandmin;
$abstaende[avg]=$abstanddurchschnitt;
$abstaende[minus]=$abstaende_minus;

return $abstaende;
}

?>

```